

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE MADRID
ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR



**Grado en Ingeniería en Tecnologías y Servicios de
Telecomunicación**

TRABAJO FIN DE GRADO

**Limpieza de Ruido en Señales Temporales Procedentes de
Sensores Industriales**

M^a Mercedes Soto Ramos
Tutor: Daniel Ramos Castro

Junio 2017

Limpieza de Ruido en Señales Temporales Procedentes de Sensores Industriales

AUTOR: M^a Mercedes Soto Ramos

TUTOR: Daniel Ramos Castro



Grupo Audias-ATVS

Dpto. Tecnología Electrónica y de las Comunicaciones

Escuela Politécnica Superior

Universidad Autónoma de Madrid

Junio de 2017

Resumen

Este Trabajo Fin de Grado se centra en la búsqueda de modelos de eliminación de ruido que sean capaces de reducir el nivel de ruido en un determinado conjunto de señales temporales procedentes de sensores industriales.

Para la realización de este trabajo se debe tener en cuenta que estas señales aportan información sobre las características de las piezas sometidas a estudio y, además, el ruido presente en las mismas, en ocasiones, se puede confundir con los eventos de la señal, dificultando su detección. Por todo ello es de vital importancia reducir los niveles de ruido modificando en el menor grado posible el resto de la señal. Para hacer frente a este problema se han aplicado métodos utilizados comúnmente en otros campos, concretamente se ha querido ver los resultados que se obtienen al aplicar dos técnicas recurrentes en tratamiento de voz como son la sustracción espectral y el filtrado adaptativo.

Tras aplicar los diferentes modelos de reducción de ruido se ha querido comprobar si además de lograr una mejora de la relación señal ruido, se ha producido una mejora en la eficiencia de la detección de eventos, para lo cual se han utilizado dos esquemas de detección. Por un lado, se ha implementado un esquema a partir de la estimación de la envolvente de la energía de Shannon; y por otro, se ha recurrido a un esquema utilizado de forma habitual en receptores de sistemas de comunicaciones, la detección por filtro adaptado, tomando como referencia una señal con la forma de las irregularidades a detectar.

Palabras clave

Sustracción espectral, filtro de Wiener, filtro adaptativo, energía de Shannon, filtro adaptado.

Abstract

This Bachelor Thesis focuses in finding the best noise reduction method that is able to reduce the noise level in a given set of temporary signals acquired with industrial sensors.

In order to carry out this work, it should be kept in mind that these signals provide information about the characteristics of the pieces subjected to study and, in addition, the noise present in them can be sometimes confused with the events of the signal. Because of this, it is of vital importance to reduce noise levels by modifying the rest of the signal to the lowest degree possible. To deal with this problem we have used methods commonly used in other fields, specifically wanted to see the results using techniques used in speech processing such as spectral subtraction and adaptive filtering.

After applying several noise reduction methods it has been checked whether in addition to achieving an improvement in signal to noise ratio, there has been an improvement in events' detection effectiveness, for which two detection schemes have been used. On the one hand, a scheme has been used from Shannon's energy envelope estimation. On the other hand, a scheme commonly used in receivers of communication systems has been used, the adapted filter detection, taking as a reference a signal with the shape of the irregularities to be detected.

Keywords (inglés)

Spectral subtraction, Wiener filter, adaptative filter, Shannon energy, matched filter.

Agradecimientos

Este Trabajo ha sido posible gracias a todas las personas que de una u otra manera han colaborado en su realización.

En primer lugar, deseo expresar mi agradecimiento a mi familia, especialmente a mi madre, por su apoyo incondicional y por su paciencia y comprensión en mis días de estrés y mal humor, sin ti no habría llegado hasta aquí.

Gracias a mis amigos de universidad, por hacer más amenas las largas horas de clase, estudio y prácticas, habéis conseguido que estos años sean inolvidables.

Y como no, gracias a ti Pablo, por ser el mejor compañero de prácticas (aunque no quisiera aceptarlo) y de mi vida. Gracias por soportar cada una de mis tonterías y saber cómo animarme en todo momento.

Por supuesto, agradecer al Laboratorio ATVS-audias la oportunidad de realizar este Trabajo, y en especial a mi tutor Daniel, por confiar en mí y guiarme a lo largo de su desarrollo, por todo su tiempo invertido y sus sabios consejos.

Por último, me gustaría dar las gracias a Adrián por retomar su trabajo y ayudarme cuando todo parecía salir mal; y a los que han sido mis compañeros de TFG durante este año, Álvaro y Beltrán, porque trabajar con amigos siempre resulta más sencillo y agradable.

Sin cada uno de vosotros esto no habría sido posible, muchas gracias a todos.

INDICE DE CONTENIDOS

1	Introducción.....	1
1.1	Planteamiento y motivación	1
1.2	Objetivos.....	1
1.3	Organización de la memoria.....	1
2	Estado del arte	3
2.1	Limpieza de ruido en voz	3
2.1.1	Sustracción espectral	3
2.1.2	Filtro de Wiener.....	4
2.2	Detección de eventos	6
2.2.1	Filtro adaptado.....	6
2.2.2	Detector por energía de Shannon.....	7
3	Entorno de pruebas	9
3.1	Señales disponibles.....	9
3.2	Pre-procesado	10
3.2.1	Etiquetado de los eventos	10
3.2.2	Diezmado.....	11
3.2.3	Diferenciación	11
3.3	Medidas de rendimiento	12
3.3.1	SNR (ruido)	12
3.3.2	Curvas DET y EER (detección)	13
4	Desarrollo	15
4.1	Esquema implementado.....	15
4.2	Estimación del ruido	15
4.3	Bloque de limpieza de ruido.....	16
4.3.1	Sustracción espectral	17
4.3.1.1	Modelo básico	17
4.3.1.2	Modelo implementando α y β	18
4.3.2	Filtros adaptativos de Wiener.....	19
4.3.2.1	Control de ganancia derivado de filtrado de Wiener.....	19
4.3.2.2	Aproximación a Wiener mediante filtro adaptativo	21
4.4	Bloque de detección.....	23
4.4.1	Filtro adaptado.....	23
4.4.2	Detector por energía de Shannon.....	24
5	Integración, pruebas y resultados	27
5.1	Limpieza de ruido	27
5.1.1	Sustracción espectral	28
5.1.2	Filtros adaptativos de Wiener.....	29
5.2	Detección de eventos	30
5.3	Validación de resultados.....	34
6	Conclusiones y trabajo futuro.....	37
6.1	Conclusiones.....	37
6.2	Trabajo futuro	37
	Referencias	39
	Glosario	- 1 -

INDICE DE FIGURAS

FIGURA 1 ESQUEMA DE LA APLICACIÓN DE UN FILTRO ADAPTADO SOBRE UNA SEÑAL	7
FIGURA 2 EJEMPLO DE APLICACIÓN DE LA ENERGÍA DE SHANNON SOBRE UN ELECTROCARDIOGRAMA REAL [6].....	8
FIGURA 3 ESQUEMA DEL PROCESO EMPLEADO PARA LA OBTENCIÓN DE LAS SEÑALES DE CARACTERÍSTICAS DE LAS PIEZAS INDUSTRIALES	9
FIGURA 4 EJEMPLO DE SEÑALES DE DENSIDAD OBTENIDAS A PARTIR DE PIEZAS SIN IRREGULARIDADES (ARRIBA) Y CON ELLAS (ABAJO). EN LA IMAGEN INFERIOR SE INDICA CON CIRCUNFERENCIAS NEGRAS LOS EVENTOS A DETECTAR.....	10
FIGURA 5 RESULTADOS DE DIEZMAR UN SEGMENTO DE LA SEÑAL CON DISTINTOS FACTORES	11
FIGURA 6 DERIVADA DE UN SEGMENTO QUE CONTIENE UN EVENTO COMPARADO CON EL MISMO SEGMENTO SIN DIFERENCIAR	12
FIGURA 7 EJEMPLO DE HISTOGRAMAS SUPERPUESTOS TARGED Y NON-TARGED	13
FIGURA 8 EJEMPLO DE CURVAS DET DEL FUNCIONAMIENTO DE DISTINTOS SISTEMAS DE DETECCIÓN DE EVENTOS COMPARADOS CON LA SEÑAL ORIGINAL	14
FIGURA 9 DIAGRAMA DEL DISEÑO IMPLEMENTADO	15
FIGURA 10 EJEMPLO DE RUIDO EN UNA SEÑAL SIN IRREGULARIDADES	16
FIGURA 11 COMPARACIÓN DE RESULTADOS EN UN SEGMENTO DE LA SEÑAL QUE CONTIENE UN EVENTO TRAS APLICAR LA SUSTRACCIÓN ESPECTRAL BÁSICA CON DISTINTO TAMAÑO DE VENTANA.....	17
FIGURA 12 COMPARACIÓN DE RESULTADOS EN UN SEGMENTO DE LA SEÑAL QUE CONTIENE UN EVENTO TRAS APLICAR LA SUSTRACCIÓN ESPECTRAL MEJORADA CON DISTINTO TAMAÑO DE VENTANA Y α Y β CONSTANTES	19
FIGURA 13 COMPARACIÓN DE RESULTADOS EN UN SEGMENTO DE LA SEÑAL QUE CONTIENE UN EVENTO TRAS APLICAR UN CONTROL DE GANANCIA DERIVADO DEL FILTRADO DE WIENER CON DISTINTO TAMAÑO DE VENTANA	21
FIGURA 14 COMPARACIÓN DE RESULTADOS EN UN SEGMENTO DE LA SEÑAL QUE CONTIENE UN EVENTO TRAS APLICAR UN FILTRO ADAPTATIVO DE WIENER CON DISTINTO TAMAÑO DE VENTANA.....	22
FIGURA 15 COMPARACIÓN DEL PATRÓN DEL FILTRO ADAPTADO UTILIZADO DE LONGITUD RESPECTO AL EVENTO DE LA SEÑAL ORIGINAL DIEZMADA Y DIFERENCIADA	23

FIGURA 16 SEÑALES OBTENIDAS TRAS APLICAR EL FILTRO ADAPTADO DE LONGITUD 14 TANTO SOBRE LA SEÑAL ORIGINAL DIEZMADA Y DERIVADA COMO SOBRE LAS SEÑALES OBTENIDAS TRAS LA LIMPIEZA DE RUIDO CON LOS CUATRO MODELOS PROPUESTOS	24
FIGURA 17 SEÑALES OBTENIDAS TRAS APLICAR EL DETECTOR POR ENERGÍA DE SHANNON CON UN PULSO RECTANGULAR DE ANCHURA 30 TANTO SOBRE LA SEÑAL ORIGINAL DIEZMADA Y DERIVADA COMO SOBRE LAS SEÑALES OBTENIDAS TRAS LA LIMPIEZA DE RUIDO CON LOS CUATRO MODELOS PROPUESTOS.....	25
FIGURA 18 REPRESENTACIÓN DE LA SNR OBTENIDA PARA DISTINTOS VALORES DE α Y β REALIZANDO UNA SUSTRACCIÓN ESPECTRAL CON UNA VENTANA $W=11$	28
FIGURA 19 CURVAS DET TRAS LA APLICACIÓN DE LOS DISTINTOS MODELOS DE RUIDO VARIANDO LOS TAMAÑOS DE VENTANA.	31
FIGURA 20 SEÑALES PROCESADAS CON UN DETECTOR DE FILTRO ADAPTADO Y SUS SCORES DE PICOS NORMALIZADOS	33
FIGURA 21 SEÑALES PROCESADAS CON UN DETECTOR DE ENERGÍA DE SHANNON Y SUS SCORES DE PICOS NORMALIZADOS.....	33
FIGURA 22 CURVAS DET OBTENIDAS PARA CADA UNA DE LAS VARIANTES DEL DISEÑO IMPLEMENTADO	34
FIGURA 23 EJEMPLO DE SEÑAL SINTÉTICA DIEZMADA Y DERIVADA CON LOS EVENTOS A DETECTAR INDICADOS CON CIRCUNFERENCIAS.....	35
FIGURA 24 CURVAS DET OBTENIDAS ANTES Y DESPUÉS DE APLICAR EL DETECTOR POR ENERGÍA DE SHANNON EN EL MEJOR ESCENARIO POSIBLE, APLICANDO UN MODELO DE REDUCCIÓN DE RUIDO CON UN FILTRO DE CONTROL DE GANANACIA DERIVADO DE FILTRADO DE WIENER.....	35

INDICE DE TABLAS

TABLA 1 SNR OBTENIDO PARA CADA UNO DE LOS 9 EVENTOS DE LAS 12 SEÑALES DIEZMADAS Y DERIVADAS.....	27
TABLA 2 SNR OBTENIDO TRAS APLICAR LA SUSTRACCIÓN ESPECTRAL BÁSICA CON DISTINTO TAMAÑO DE VENTANAS	28
TABLA 3 SNR OBTENIDO PARA CADA UNO DE LOS 9 EVENTOS DE LAS 12 SEÑALES TRAS APLICAR EL MODELO DE SUSTRACCIÓN ESPECTRAL BÁSICO CON ENVENTANADO $W=11$	29
TABLA 4 SNR OBTENIDO PARA CADA UNO DE LOS 9 EVENTOS DE LAS 12 SEÑALES TRAS APLICAR EL MODELO DE SUSTRACCIÓN ESPECTRAL VARIANDO LOS PARÁMETROS A Y B CON ENVENTANADO $W=11$	29
TABLA 5 SNR OBTENIDO TRAS APLICAR UN FILTRO DE CONTROL DE GANANCIA DERIVADO DE FILTRADO DE WIENER CON DISTINTO TAMAÑO DE VENTANAS.....	29
TABLA 6 SNR OBTENIDO PARA CADA UNO DE LOS 9 EVENTOS DE LAS 12 SEÑALES TRAS APLICAR UN FILTRO DE CONTROL DE GANANCIA DERIVADO DE FILTRADO DE WIENER CON ENVENTANADO $W=25$	30
TABLA 7 SNR OBTENIDO TRAS APLICAR UN FILTRO ADAPTATIVO DE WIENER CON DISTINTO TAMAÑO DE VENTANAS	30
TABLA 8 SNR OBTENIDO PARA CADA UNO DE LOS 9 EVENTOS DE LAS 12 SEÑALES TRAS APLICAR UN FILTRO ADAPTATIVO DE WIENER CON ENVENTANADO $W=5$	30
TABLA 9 EER PARA CADA MODELO DE REDUCCIÓN DE RUIDO ÓPTIMO VARIANDO LA LONGITUD DEL FILTRO ADAPTADO.....	32
TABLA 10 EER PARA CADA MODELO DE REDUCCIÓN DE RUIDO ÓPTIMO VARIANDO LA LONGITUD DEL PULSO DEL DETECTOR POR ENERGÍA DE SHANNON	32

1 Introducción

1.1 Planteamiento y motivación

El ruido es una característica inherente a cualquier señal que proceda de un proceso industrial. Los componentes electrónicos utilizados en el proceso desde que una señal es adquirida por el sensor hasta que es guardada y/o representada rara vez son perfectos y tienden a introducir perturbaciones de naturaleza desconocida, interfiriendo con los eventos que se producen en la señal. Este es precisamente el problema que se va a tratar a lo largo de esta memoria de TFG.

Las señales temporales utilizadas en este trabajo se han adquirido mediante un sensor industrial que mide la densidad de un conjunto de piezas. Se debe tener en cuenta que la pieza debe mantener una densidad constante, y en el caso de que presente un *gap* o hueco, este se verá representado en la señal mediante picos positivos, cuyo valor máximo está directamente proporcionado con la magnitud de la irregularidad en la pieza.

El problema a tratar es el alto nivel de ruido que presentan las señales, dificultando la detección de las irregularidades, por ello, es necesario eliminar el ruido no deseado modificando el resto de la señal en el menor grado posible.

1.2 Objetivos

Este trabajo se centra en la búsqueda de un sistema con el que se logre detectar los eventos de una señal industrial de forma óptima. Con la finalidad de hallar una solución a este problema se han marcado los siguientes objetivos:

- Investigación de técnicas de reducción de ruido en voz que puedan aplicarse de forma efectiva en el ámbito de señales industriales.
- Aquellos modelos que se consideren útiles para mitigar el ruido de la señal de prueba se deben adaptar a la misma y evaluar su funcionamiento. El objetivo de estas técnicas de reducción de ruido no es solo lograr la mejor relación señal-ruido. Además, se deben conservar las irregularidades que muestran las señales para su posterior detección.
- Implementación de diversas técnicas de detección con la finalidad de optimizar la detección las irregularidades de la señal.

1.3 Organización de la memoria

La memoria consta de los siguientes capítulos:

- **Capítulo 1: Introducción.** Presentación del problema a tratar, así como los objetivos de este trabajo.
- **Capítulo 2: Estado del arte.** Explicación teórica de los modelos de reducción de ruido y detección utilizados.
- **Capítulo 3: Entorno de pruebas.** Introducción de la base de datos utilizada a lo largo del trabajo y descripción detallada de las características de las señales

procesadas. Se expondrá el pre-procesado necesario para el posterior tratamiento de las señales, así como las medidas de rendimiento utilizadas.

- **Capítulo 4: Desarrollo.** Descripción del diseño implementado y las transformaciones realizadas sobre las señales para obtener los resultados deseados.
- **Capítulo 5: Integración, pruebas y resultados.** Se presentan los resultados obtenidos para cada una de las transformaciones llevadas a cabo, comparándolas a partir de valores objetivos con el resto.
- **Capítulo 6: Conclusiones y trabajo futuro.** En último lugar se exponen las conclusiones extraídas a partir de los resultados y comentan posibles mejoras que llevar a cabo en un futuro.

2 Estado del arte

2.1 Limpieza de ruido en voz

Debido a la gran similitud entre las señales de voz y las señales industriales utilizadas, en este trabajo se recurrirá a técnicas de limpieza de ruido aplicadas típicamente en modelos de voz.

El procesamiento de voz es un campo en el que es necesario bajos niveles de ruido para llevar a cabo implementaciones como son el reconocimiento de habla, lo que ha dado lugar a gran cantidad de investigaciones en este ámbito. Concretamente nos vamos a centrar en aquellas técnicas utilizadas en limpieza de ruido aditivo, ya que será el problema a resolver.

El modelo aditivo queda definido como:

$$y(n) = s(n) + v(n) \quad (1)$$

Siendo $y(n)$ la señal observada que resulta de la suma de la señal limpia $s(n)$ y del ruido $v(n)$ que debe tener media cero y no tener ninguna correlación con la señal $s(n)$. Los métodos de limpieza de ruido deberán, por tanto, dar lugar a una señal que sea lo más similar posible a $s(n)$ a partir de $y(n)$. La señal estimada obtenida se denotará como $\hat{s}(n)$.

Para comprobar de forma objetiva si la reducción de ruido se realiza de forma eficaz se calcula la relación señal-ruido (SNR) como el cociente entre la potencia de la señal y la potencia de ruido:

$$SNR = 10 \log \left(\frac{E[s^2(n)]}{E[v^2(n)]} \right) dB \quad (2)$$

Siendo $E[\cdot]$ la esperanza matemática.

A continuación, se van a explicar distintos modelos de reducción de ruido:

2.1.1 Sustracción espectral

Los fundamentos de la sustracción espectral quedan descritos por Steven F. Boll [2], cuyo objetivo es la obtención de un estimador del espectro de ruido, que denominaremos $\mu(e^{j\omega})$, a partir de los tramos que no contienen voz para sustraerlo de la señal ruidosa. Basándose en un modelo aditivo frecuencial, es decir, aplicando la transformada de Fourier a (1) obtenemos:

$$Y(e^{j\omega}) = S(e^{j\omega}) + V(e^{j\omega}) \quad (3)$$

De forma que la señal reconstruida se obtendrá en el dominio frecuencial mediante la resta del espectro de ruido estimado a la señal observada para cada entrada de la señal, conservando la fase inicial de la trama sobre la que se realiza la limpieza de ruido:

$$\hat{S}(e^{jw}) = [|Y(e^{jw})| - \mu(e^{jw})]e^{\theta Y(e^{jw})} \quad (4)$$

Donde $\hat{S}(e^{jw})$ es el espectro de señal modificado y $\mu(e^{jw})$ es la estimación suavizada del espectro de ruido. $\mu(e^{jw})$ se obtiene por un proceso de dos pasos:

- En primer lugar, se calcula la media de los espectros de ruido de varias ventanas de "silencio".
- A continuación, se suaviza en frecuencia el espectro de ruido medio obtenido. Para el caso específico de ruido blanco, la estimación suavizada del espectro de ruido es plana. La señal de voz mejorada se obtiene tanto de $\hat{S}(w)$ como de la fase original mediante una Transformada de Fourier inversa.

La señal temporal se reconstruirá aplicando la Transformada inversa de Fourier a cada una de las tramas $\hat{S}(e^{jw})$.

El hecho de restar un estimador de ruido a todas las tramas en lugar de su espectro instantáneo da lugar a la aparición de picos espectrales de distinta magnitud en tramas consecutivas, lo que se convierte en el dominio temporal en tonos de corta duración y cuyas frecuencias varían de trama a trama. Este “nuevo” ruido se conoce como ruido musical.

Para la eliminación del ruido musical surgen modificaciones de la implementación inicial. Berouti [3] logró una primera aproximación para eliminar el ruido musical, estableciendo un umbral mínimo por debajo del cual no se aplica la sustracción de la estimación de ruido. El valor de este umbral determina el nivel de atenuación del ruido musical. A mayor umbral, menor ruido musical y por lo tanto menor ruido residual. En 4.3.1 se explicará con mayor detalle el esquema seguido para la implementación de este modelo en nuestro sistema.

2.1.2 Filtro de Wiener

El filtro de Wiener es uno de los filtros más empleados para la limpieza de ruido en voz. Se han desarrollado diversos métodos para su implementación, tanto en el dominio frecuencial como el temporal, y dados sus buenos resultados se ha considerado su uso para reducir el ruido de las señales industriales sobre las que se trabaja.

Partiendo de nuevo del modelo de ruido aditivo (1), se considera que cada una de las señales $y(n)$, $s(n)$, $v(n)$, son vectores formados por sus L últimas muestras:

$$\begin{aligned} y(n) &= [y(n) \quad y(n-1) \quad \dots \quad y(n-L+1)]^T \\ s(n) &= [s(n) \quad s(n-1) \quad \dots \quad s(n-L+1)]^T \\ v(n) &= [v(n) \quad v(n-1) \quad \dots \quad v(n-L+1)]^T \end{aligned} \quad (5)$$

Este filtro lineal se basa en la minimización del error cuadrático medio (MSE) entre la señal de voz, $s(n)$, y la señal sin ruido estimada $\hat{s}(n)$:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\hat{s}(n) - s(n))^2 \quad (6)$$

Siendo N el número de muestras de la señal.

Para la obtención de la señal limpia será necesario definir el filtro con el que se consiga obtener la mejor estimación de la señal:

$$\hat{s}(n) = h^t * y(n) \quad (7)$$

Sea \mathbf{h} la respuesta al impulso de un filtro de longitud L. Por lo tanto, se puede obtener el error entre la señal estimada y la señal limpia a partir de:

$$e(n) = s(n) - \hat{s}(n) \quad (8)$$

Quedando el error cuadrático definido como:

$$J(h) = E\{e^2(n)\} \quad (9)$$

Para la explicación del filtro de Wiener partiremos de un filtro que no varía la señal, y por lo tanto no varía la potencia de ruido:

$$h_1 = [1 \ 0 \ \dots \ 0]^T \quad (10)$$

Una vez se haya aplicado h_1 el objetivo es obtener un filtro con el que se logre obtener el valor mínimo MSE:

$$\begin{aligned} h_0 &= \arg \min(J(h)) \\ J(h_0) &< J(h_1) \end{aligned} \quad (11)$$

A partir de las ecuaciones anteriores, si se desarrolla (11) finalmente se obtiene:

$$\begin{aligned} E\{y(n) * y^T(n)\} * h_0 &= E\{y(n) * s(n)\} \\ R_y * h_0 &= r_{yx} \end{aligned} \quad (12)$$

Donde R_y es la matriz de correlación de la señal $y(n)$ y r_{yx} es el vector de correlación cruzada obtenido a partir de la señal observada y la señal sin ruido. El objetivo final es obtener el

filtro óptimo que dé como resultado la señal limpia, para ello, y suponiendo que la señal deseada y el ruido están incorrelados se puede definir el vector de correlación cruzada como:

$$r_{yx} = E\{y^2(n)\} - E\{v^2(n)\} = r_{yy} - r_{vv} \quad (13)$$

A partir del cual obtenemos finalmente el filtro h_0 :

$$h_0 = R_y^{-1} * r_{yy} - R_y^{-1} * r_{vv} \quad (14)$$

El problema de esta expresión es que el inverso de la matriz de correlación no siempre tiene solución y en ocasiones dicha solución da lugar a matrices cuasi-singulares, no aptas para el uso práctico del filtro.

Para evitar los inconvenientes del filtro de Wiener se han desarrollado múltiples algoritmos. Uno de los modelos más recurrentes son los filtros adaptativos, los cuales se basan en adaptar el filtro de Wiener a la señal del problema en función de sus estadísticos locales. Los filtros adaptativos utilizados en este Trabajo Fin de Grado se explican de forma detallada en la sección 4.3.2.

2.2 Detección de eventos

Tras la reducción del ruido, se debe comprobar que los eventos siguen estando presentes en la señal. Para ello se llevará a cabo una detección de los eventos utilizando distintos métodos que se explicarán a continuación.

2.2.1 Filtro adaptado

Debido a la naturaleza de la señal y de los eventos de la misma se ha estimado que un buen indicador de la aparición de eventos es la aplicación de un filtro adaptado (*matched filter*).

Sea $y(n)$ la señal a procesar y siempre cuando se conozca la forma que caracteriza a los eventos que queda definida como $x(n)$ se podrá aplicar un filtro adaptado, cuya respuesta al impulso sea la versión invertida de $x(n)$:

$$h(n) = x(N - 1 - n) \quad 0 \leq n \leq N - 1 \quad (15)$$

Donde N es la longitud de la señal a procesar. La salida del sistema queda definida como:

$$z(n) = \sum_{k=0}^{N-1} y(n) * h(n - k) \quad (16)$$

Dicha señal, $z(n)$, presenta valores máximos en aquellas muestras en las que existe máxima correlación entre la señal $y(n)$ y el patrón utilizado $x(n)$. Las zonas en las que se produzca el evento podrán determinarse estableciendo un umbral tal y como se muestra en la Figura 1.

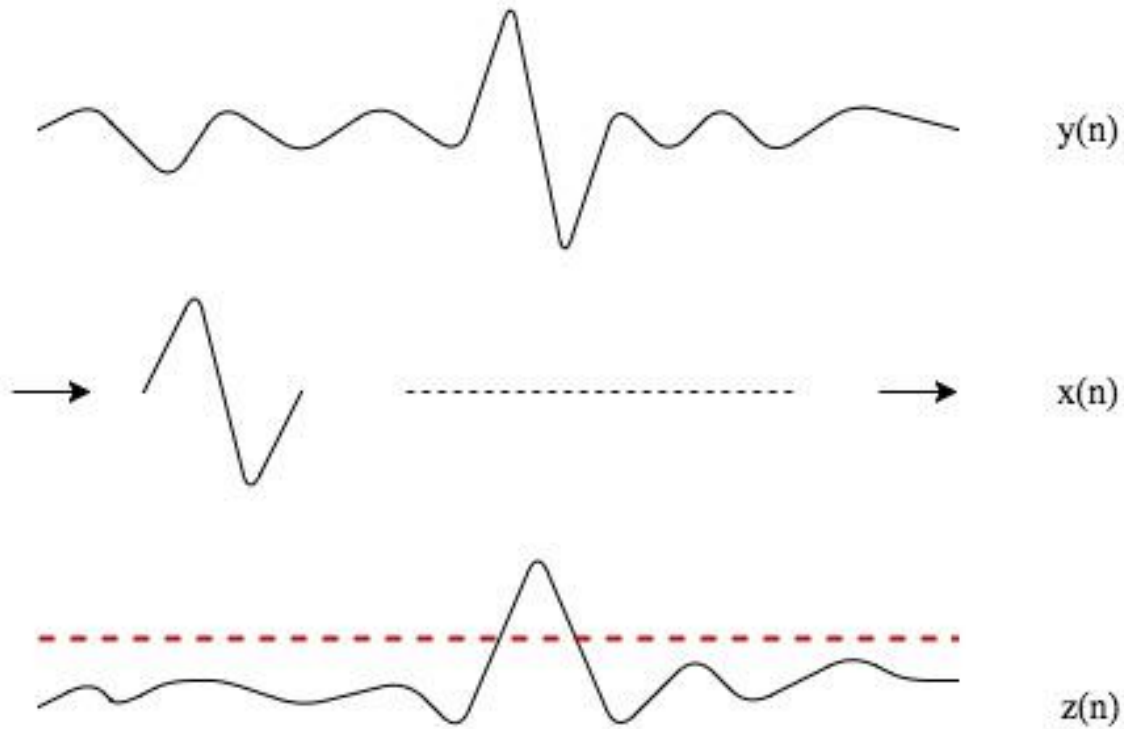


Figura 1 Esquema de la aplicación de un filtro adaptado sobre una señal

2.2.2 Detector por energía de Shannon

Las señales obtenidas mediante los sensores tienen gran similitud con las señales de electrocardiogramas, por ello se ha recurrido al uso de un detector de eventos por energía, técnica utilizada en este ámbito.

Para el cálculo de la energía, la señal a tratar debe ser discreta, estar diferenciada y normalizada. A esta señal $\bar{y}(n)$ se le aplicará la siguiente transformación no lineal para calcular la energía de Shannon:

$$E(n) = -\bar{y}^2(n) * \log(\bar{y}^2(n)) \quad (17)$$

Una vez realizada dicha transformación, que da lugar a picos positivos con independencia de la polaridad inicial de los mismos, habrá que obtener la envolvente. La envolvente de la señal se calcula convolucionando la transformación anterior con un pulso rectangular, en primer lugar, de izquierdas a derechas y a continuación se realizará la convolución de la señal resultante con el pulso rectangular de derecha a izquierdas. La longitud del pulso rectangular depende de la dimensión de los eventos a detectar, por lo que será necesario adaptar su dimensión en función de la problemática a tratar.

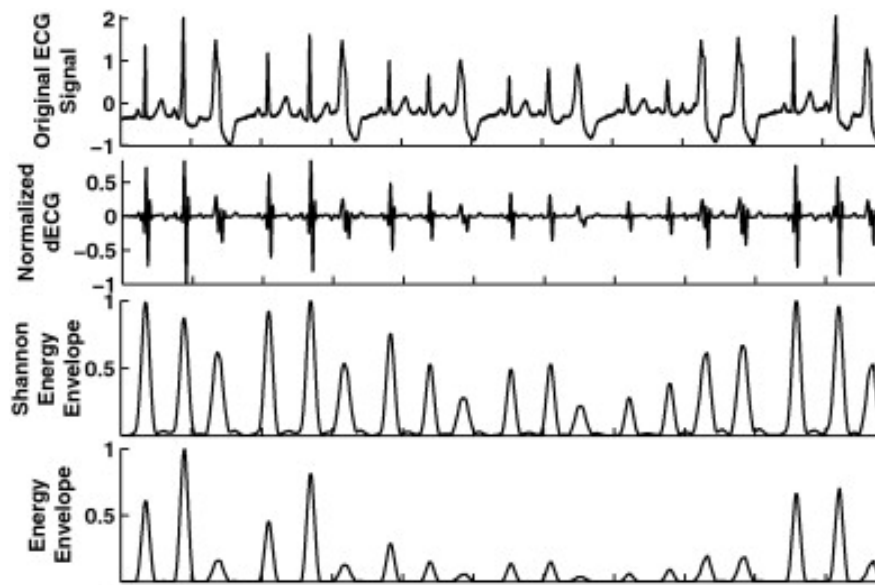


Figura 2 Ejemplo de aplicación de la energía de Shannon sobre un electrocardiograma real [6]

3 Entorno de pruebas

3.1 Señales disponibles

La obtención de las señales de la base de datos utilizada se realiza mediante un array de sensores que detectan características específicas de ciertas piezas industriales. Concretamente, se va a trabajar sobre una base de datos que consta de siete señales por cada pieza analizada, y en este trabajo se estudiará las características de ruido y los eventos que tienen lugar en una de ellas, la señal de densidad.

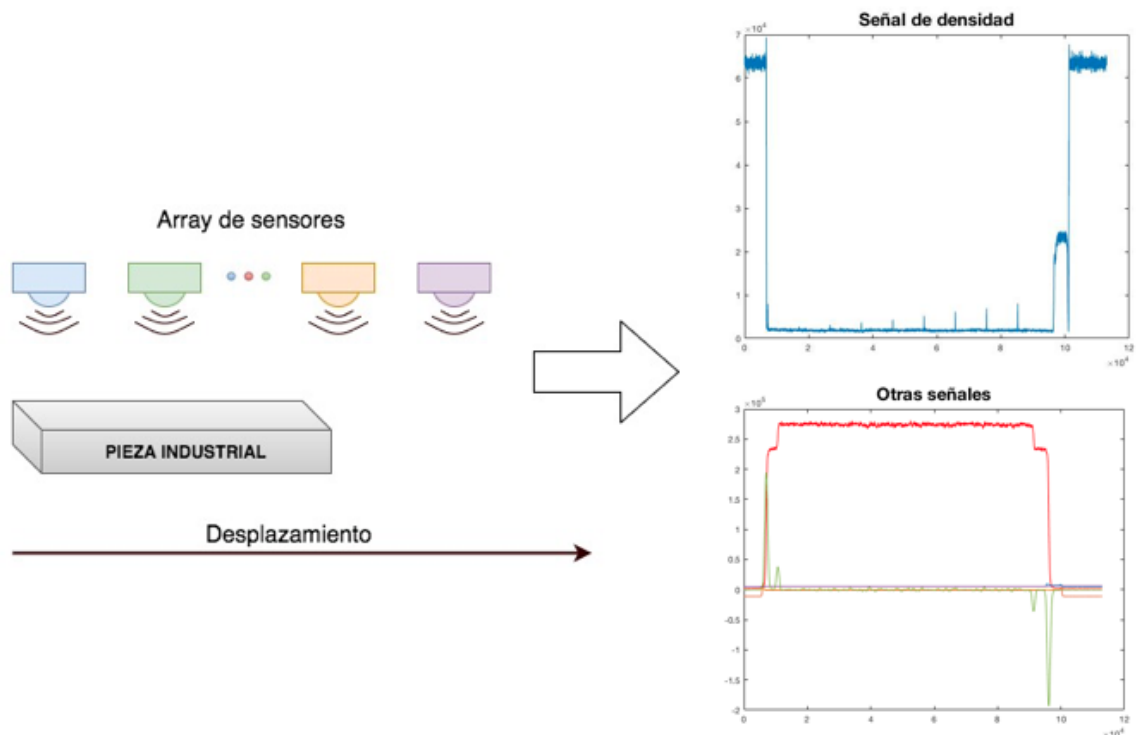


Figura 3 Esquema del proceso empleado para la obtención de las señales de características de las piezas industriales

La señal a analizar mide la densidad de cada pieza de prueba, alcanzando valores máximos cuanto menor sea la densidad detectada por el sensor. Esta señal muestra de forma clara un conjunto de irregularidades a detectar en las piezas, por ello se ha decidido enfocar este trabajo a su tratamiento. Las piezas utilizadas deben mantener una densidad constante en la zona activa, que será la región de interés. Para las pruebas realizadas se han utilizado tres conjuntos de señales:

- Un primer conjunto de 50 señales que no presentan ningún tipo de irregularidades en la zona activa. La
- *Figura 4* muestra una señal procedente de una pieza con densidad regular en su zona activa
- Señales como la que se muestran en la parte inferior de la *Figura 4*, obtenidas a partir diversas pasadas de una pieza que presenta huecos o *gaps* de distintos

tamaños, dando lugar a picos en la señal. La base de datos alberga 14 señales con estas características, sobre las que se probará la eficiencia de filtrado y detección de picos. Este conjunto de señales se ha obtenido a partir de piezas que albergan gaps conocidos de distinta magnitud (separación dentro del material).

- Un tercer conjunto con 20 señales sintéticas de evaluación similares a las anteriores para comprobar la robustez del sistema.

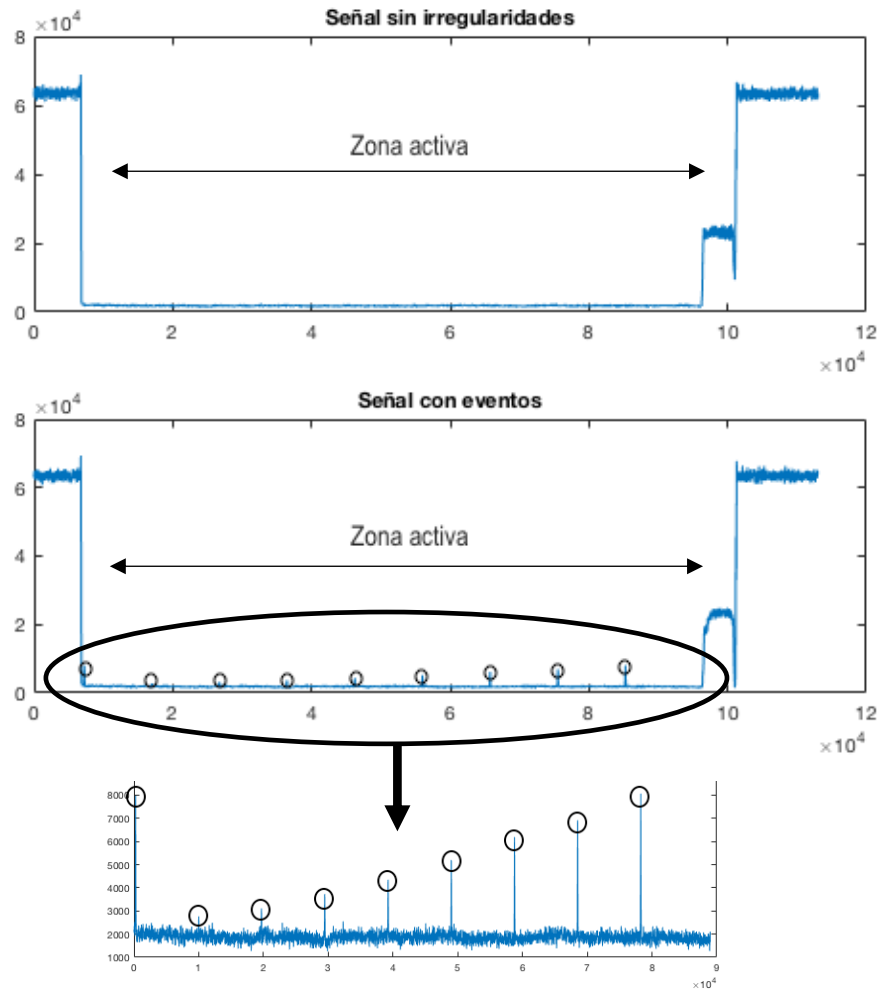


Figura 4 Ejemplo de señales de densidad obtenidas a partir de piezas sin irregularidades (arriba) y con ellas (abajo). Se indica con circunferencias negras los eventos a detectar.

3.2 Pre-procesado

Una vez definidas las señales sobre las que se va a trabajar se procederá a explicar los procedimientos necesarios para obtener un entorno en el que se puedan aplicar los mecanismos de limpieza de ruido y detección propuestos.

3.2.1 Etiquetado de los eventos

En primer lugar, es necesario conocer las muestras en las que se producen los eventos. Para ello, de forma manual y visualizando la señal se ha procedido a etiquetar:

- La zona activa de todas las señales. Se ha determinado las muestras de inicio y fin de la zona de interés de cada una de las señales utilizadas de la base de datos.
- Las irregularidades de las señales con defectos. De la misma forma se ha definido el comienzo y fin de todas las irregularidades halladas.

Gracias a estos datos se generará un *Ground truth* que permita realizar un entrenamiento robusto del sistema y ser capaces de medir el rendimiento de las pruebas llevadas a cabo.

3.2.2 Diezmado

Debido al alto número de muestras de cada una de las señales el coste computacional para su análisis era muy alto, por lo que se tomó la decisión diezmarlas. El objetivo era disminuir el número de muestras sin alterar el contenido de la señal. Como se muestra en la *Figura 5*, en cuanto el factor de diezmado se incrementaba demasiado la señal perdía resolución, por ello, se consideró aplicar un factor de diezmado de diez, con el cual se conseguía disminuir razonablemente el coste computacional y las características de las señales no se veían afectadas.

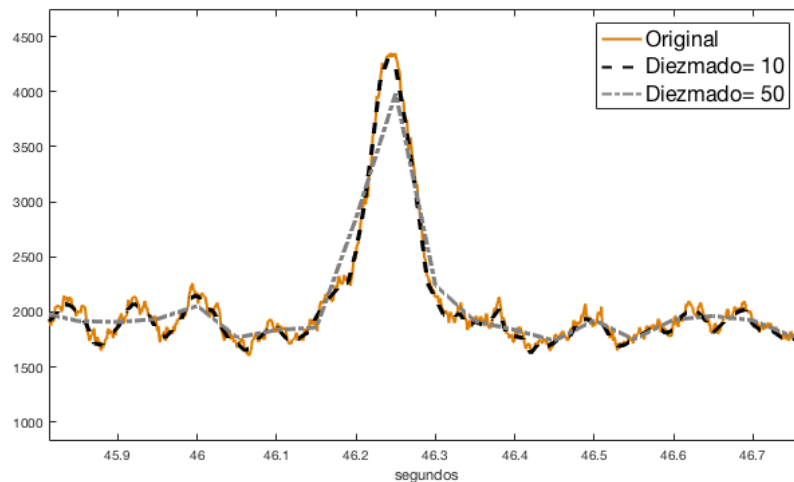


Figura 5 Resultados de diezmar un segmento de la señal con distintos factores

3.2.3 Diferenciación

Una de las características más relevantes de una señal de voz es que su media es nula, requerimiento del que parten los modelos de reducción de ruido que se van aplicar en este trabajo. Sin embargo, las señales utilizadas no cumplen esta característica.

Tras comprobar que el valor medio de la señal no aportaba ningún tipo de información útil, e incluso podría entorpecer la detección de *gaps* en algunos casos, se pensó una manera para lograr solventar este problema. La solución que se ha llevado a cabo ha sido aplicar la operación de diferenciación sobre la señal previamente diezmada. En la *Figura 6* se muestran los resultados obtenidos.

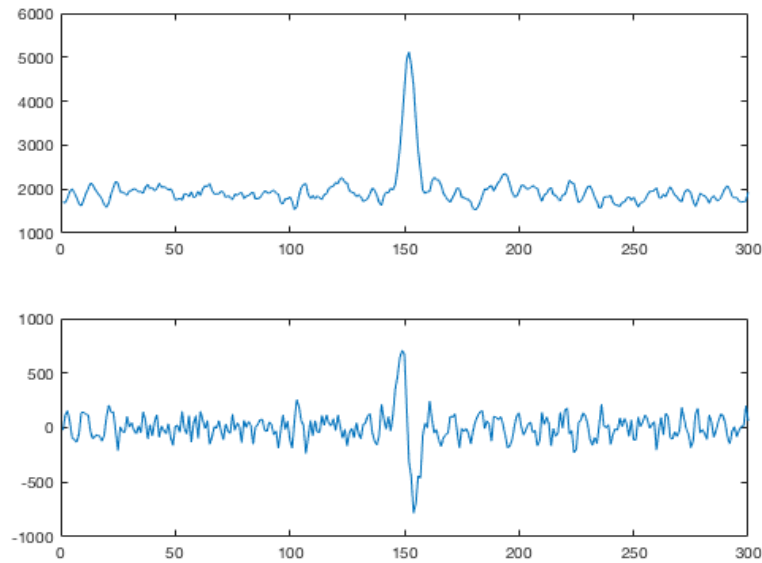


Figura 6 Derivada de un segmento que contiene un evento comparado con el mismo segmento sin diferenciar

3.3 Medidas de rendimiento

Para el análisis del rendimiento de cada uno de los modelos utilizados se va a hacer uso de distintas técnicas para medir de forma objetiva dos aspectos:

- La eficiencia de los modelos de reducción de ruido.
- La efectividad de detección de irregularidades.

Aunque en un principio ambos parámetros parecen estar directamente relacionados, la eliminación de ruido modifica en mayor o menor grado los eventos, pudiendo disminuir la precisión de detección. En este apartado se definirán las medidas utilizadas para medir ambos parámetros.

3.3.1 SNR (ruido)

La relación señal-ruido se considera la mejor medida para determinar la eficacia de los algoritmos de limpieza de ruido aplicados. El cálculo de la relación señal-ruido se realizará antes y después del proceso de reducción de ruido.

La relación señal-ruido queda definida como el cociente de la potencia de la señal entre la potencia del ruido:

$$SNR = \frac{S}{N} \quad (18)$$

Al tener las señales etiquetadas se puede definir aquellas zonas que no presentan ninguna clase de evento, considerándose ruido. De esta manera se podrá obtener fácilmente la potencia de ruido medio:

$$N = \sum_n x(n)^2 \quad (19)$$

Donde $x(n)$ es la señal observada y n representa todas las muestras etiquetadas como ruido. Sin embargo, la señal no contiene ninguna zona sin ruido, ya que las secciones clasificadas como evento contienen tanto ruido como señal. Pero si asumimos que el ruido y la señal son independientes, se puede afirmar que:

$$X = S + N = \sum_k x(k)^2 \quad (20)$$

A partir de las potencias anteriores y normalizando sus valores en función del número de muestras utilizadas para su cálculo, si se supone que la potencia de ruido es constante a lo largo de la señal la relación señal-ruido se puede obtener mediante:

$$SNR = \frac{S}{N} = \frac{X - N}{N} = \frac{X}{N} - 1 \quad (21)$$

3.3.2 Curvas DET y EER (detección)

La gran ventaja de las curvas DET (*Detection Error Trade-off*) es que permiten evaluar de manera objetiva el funcionamiento de un sistema cuyos eventos están etiquetados. A cada muestra de la señal se le asignará un valor denominado *score*, cuanto mayor sea la puntuación, mayor será la certeza de que dicha muestra representa el evento buscado. En un sistema ideal, la distribución de los *scores* obtenidos estará claramente separados, permitiendo la perfecta discriminación entre los eventos y el resto de la señal. Sin embargo, como se muestra en la *Figura 7* las distribuciones de ambas puntuaciones suelen superponerse parcialmente. Por lo tanto, el objetivo del sistema implementado es lograr la máxima distancia entre los valores de los *scores* de los picos que representan las irregularidades (*targed*) y los picos producidos por el ruido (*non-targed*), disminuyendo la superposición de distribuciones.

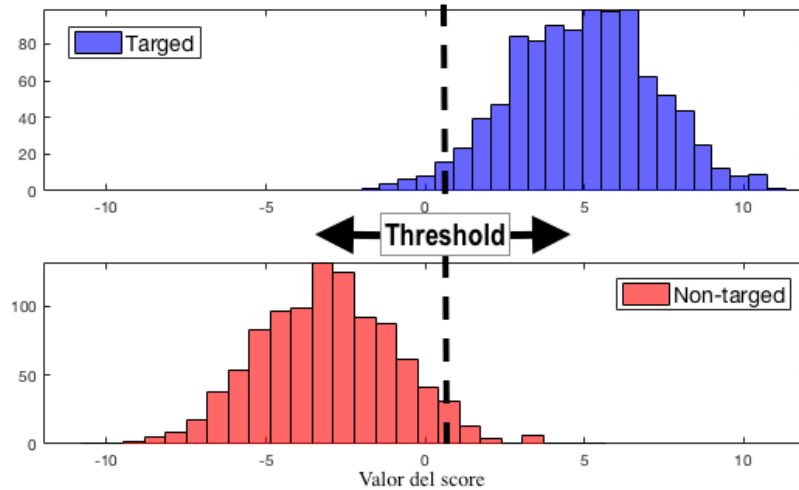


Figura 7 Ejemplo de histogramas superpuestos *targed* y *non-targed*

Cada candidato se clasificará como evento o no evento en función del valor de su *score* y del umbral (*threshold*) establecido dando lugar a dos tipos de errores:

- Falsa aceptación o falso positivo: Tiene lugar cuando una muestra etiquetada como no evento tiene un *score* por encima del umbral establecido, es decir, se clasifica como evento aquella muestra que realmente no lo es.
- Falso rechazo o falso negativo: Ocurre con aquellas muestras etiquetadas como evento que tienen *scores* por debajo del umbral, clasificándose como como ruido de forma errónea.

A partir de las anteriores definiciones se puede afirmar que al disminuir el umbral se aumentan los falsos negativos mientras que los falsos positivos disminuyen, y de forma equivalente, si aumentamos el umbral se producirá un incremento de falsos positivos decreciendo el número de falsos negativos.

Las curvas DET (*Figura 8*) representan de forma visual los porcentajes de falsos positivos en el eje de abscisas, y los de los falsos negativos en el de ordenadas. La tasa de error para la cual los valores de los porcentajes de falsa aceptación y falso rechazo coinciden se conoce como EER (Equal Error Rate) y viene determinado en la curva DET por el valor de su diagonal principal.

El EER caracteriza el rendimiento del sistema con un único valor objetivo, sin embargo, el EER no representa el sistema en su totalidad ya que curvas DET con distinta distribución pueden dar lugar al mismo EER, como el caso que se muestra en la *Figura 8*, dónde dos de las curvas DET tienen valores EER muy similares, y sin embargo, la falsa aceptación varía mucho de un sistema a otro. En función de los sistemas que se quieran comparar puede resultar interesante analizar únicamente los valores EER o toda la curva DET. [8]

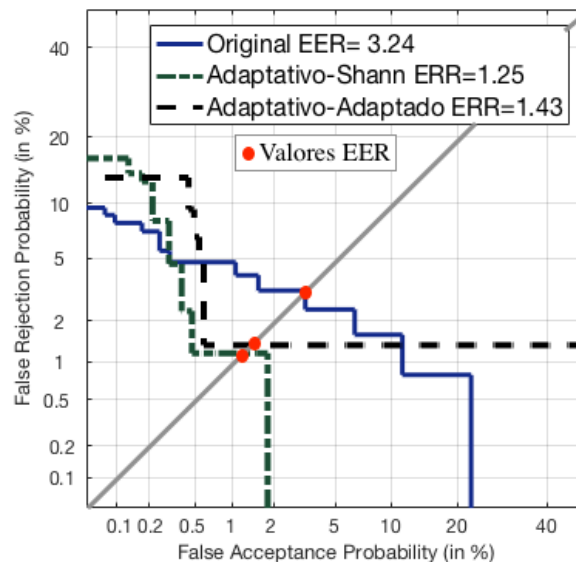


Figura 8 Ejemplo de curvas DET del funcionamiento de distintos sistemas de detección de eventos comparados con la señal original

4 Desarrollo

4.1 Esquema implementado

Para el desarrollo de este trabajo se ha seguido el diagrama que se muestra en la *Figura 9*.

- En primer lugar, se lleva a cabo un pre-procesado de cada una de las señales, diezmándolas con un factor diez y diferenciándolas.
- A la señal resultado se le aplicará uno de los cuatro modelos de limpieza de ruido disponibles.
- Se hará una primera evaluación del rendimiento del sistema calculando la SNR obtenida tras la reducción de ruido mediante los métodos propuestos y comparándola con las señales originales para ver la mejora en este ámbito.
- Una vez reducido el ruido de la señal se procederá a detectar las irregularidades presentes en la misma, ya sea mediante un filtro adaptado o haciendo uso de la energía de Shannon.
- Por último, se evaluará de nuevo el rendimiento del sistema implementado para comprobar qué modelos de limpieza de ruido y detección dan mejores resultados con las señales bajo estudio.

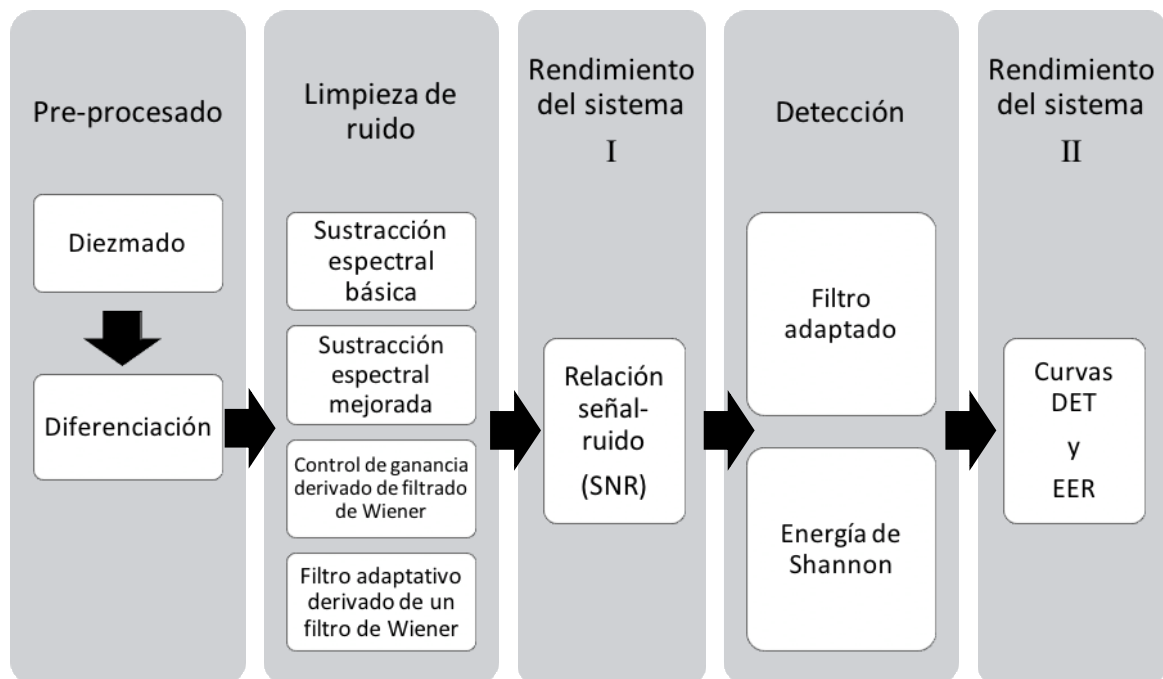


Figura 9 Diagrama del diseño implementado

4.2 Estimación del ruido

Para llevar a cabo cualquiera de los modelos de ruido propuestos es necesario obtener un espectro de ruido estimado, que será el que se quiere eliminar en las señales de prueba. Habitualmente los algoritmos propuestos buscan las zonas de “silencio” para la estimación

del ruido, pero en este caso contamos con 50 señales sin ninguna irregularidad, es decir, señales que en toda su zona activa están compuestas únicamente por el ruido generado por el sistema industrial. Teniendo estos datos se entrenará un modelo de ruido a partir de la media del espectro de ruido de cada una de las 50 señales.

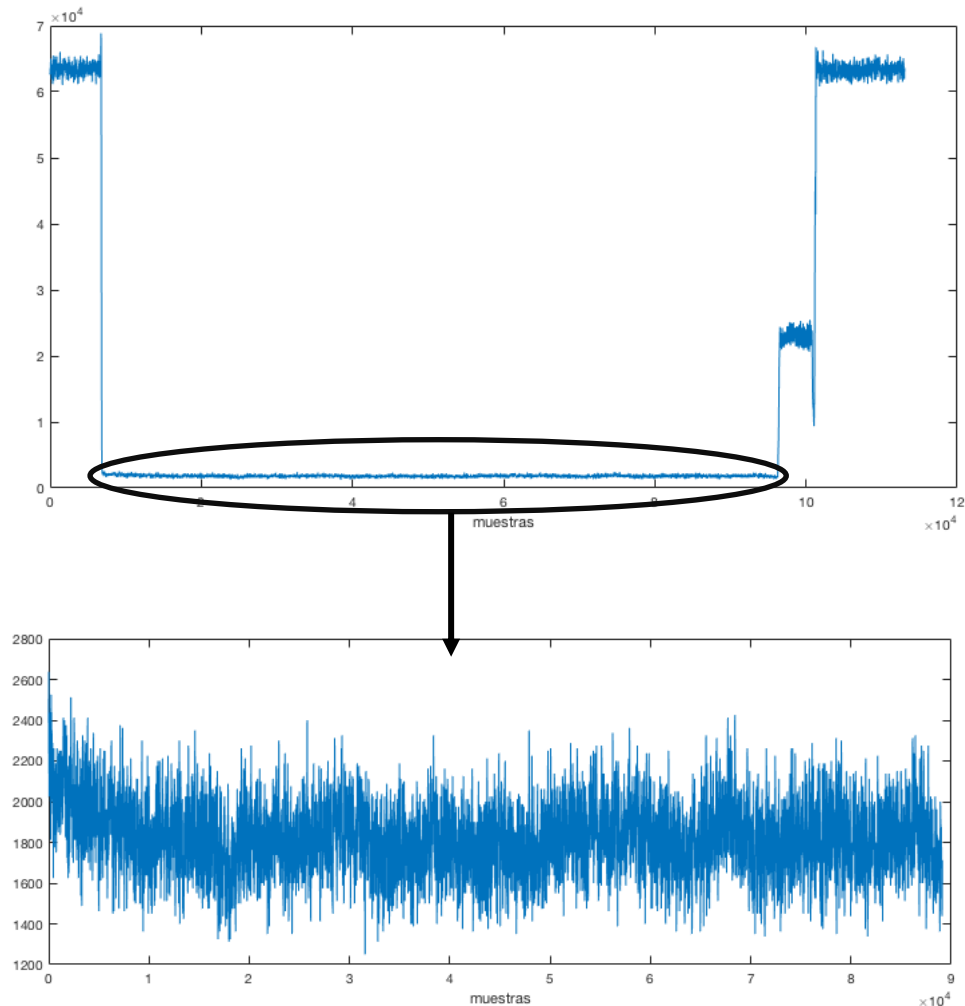


Figura 10 Ejemplo de ruido en una señal sin irregularidades

4.3 Bloque de limpieza de ruido

En este bloque se implementan distintos modelos de reducción de ruido. El objetivo es conseguir a la salida una señal que contenga el menor ruido posible, conservando la amplitud y forma de los eventos a detectar.

Se ha decidido comprobar los resultados que se obtienen al aplicar dos modelos de sustracción espectral y dos algoritmos de filtros adaptativos de Wiener.

Cabe destacar que todos los filtrados se han llevado a cabo enventanando la señal con ventanas Hamming (aproximación a Wiener mediante filtro adaptativo) y Hanning (sustracción espectral y control de ganancia derivado de filtrado de Wiener), con un solapamiento de hasta el 50% entre ventanas.

4.3.1 Sustracción espectral

La sustracción espectral es un modelo muy utilizado para la limpieza de ruido en voz, por ello, se ha querido comprobar su funcionamiento con las señales industriales utilizadas. A continuación, se explicará en detalle los algoritmos utilizados mostrando los resultados obtenidos con su aplicación.

4.3.1.1 Modelo básico

Como mayoría de los métodos que describen la supresión de ruido espectral, este modelo sigue la suposición de que el espectro de potencia de una señal dañada por ruido no correlacionado es igual a la suma del espectro de la señal y el espectro de ruido, es decir, siguen un modelo aditivo de ruido.

Sin embargo, tomando esta suposición como aproximación razonable para espectros a corto plazo, su aplicación conduce a un simple método de sustracción de ruido. Este método consiste en calcular el espectro de potencia de cada segmento de la ventana de habla y restándole la estimación del espectro de potencia de ruido.

El algoritmo de sustracción espectral consiste en la implementación de la siguiente relación:

$$D(w) = S(w) - \hat{V}(w)$$
$$\hat{S}(w) = \begin{cases} D(w) & , \text{ si } D(w) > 0 \\ 0 & , \text{ resto} \end{cases} \quad (22)$$

Donde $\hat{S}(w)$ es el espectro de señal modificado, $S(w)$ es el espectro de la entrada de sonido corrompido por ruido y $\hat{V}(w)$ es la estimación suavizada del espectro de ruido. Algunos de los componentes del espectro procesado, $\hat{S}(w)$, pueden ser negativos. Estos valores negativos se ponen a cero como se muestra en la ecuación (19).

Aplicando dicho modelo de sustracción espectral con distintos enventanados se han obtenido resultados como el que se muestra en la *Figura 11*.

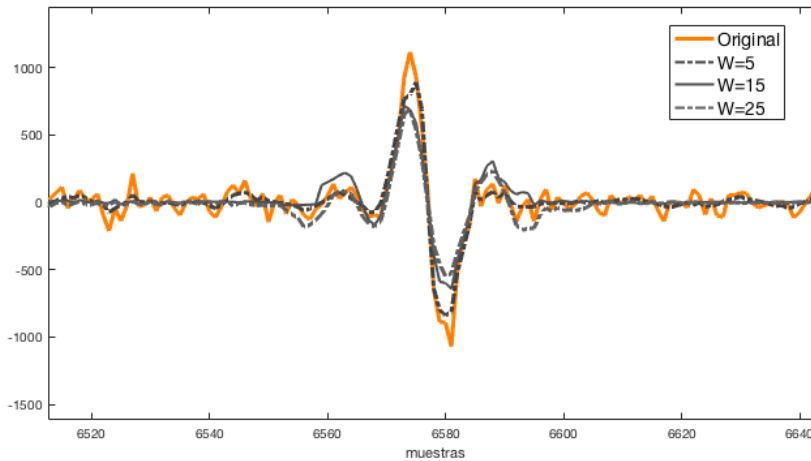


Figura 11 Comparación de resultados en un segmento de la señal que contiene un evento tras aplicar la sustracción espectral básica con distinto tamaño de ventana

Un problema importante con la implementación anterior del método de sustracción de ruido espectral ha sido que un "nuevo" ruido aparece en la señal procesada. Este ruido se conoce como ruido musical. Además, aunque el ruido se reduce, todavía hay considerable nivel de ruido de banda ancha que queda en la señal procesada.

Para eliminar este ruido se introducen dos nuevos parámetros α y β , variables que hasta ahora se asumían como constantes con valor uno y cero respectivamente.

4.3.1.2 Modelo implementando α y β

Debido a que el modelo básico de sustracción espectral puede no realizar una limpieza de ruido óptima, se han realizado modificaciones del algoritmo inicial con los que se logran mejores resultados.

Como se ha comentado anteriormente, la sustracción espectral da lugar a un ruido en la señal procesada. Para explicar la naturaleza de este ruido, conocido como ruido musical, uno debe darse cuenta de que hay picos y valles en el espectro de potencia a corto plazo del ruido blanco; Sus ubicaciones de frecuencia para una ventana son aleatorias y varían aleatoriamente en frecuencia y amplitud de ventana a ventana. Cuando se resta la estimación suavizada del espectro de ruido del espectro de ruido real, todos los picos espectrales se desplazan hacia abajo mientras que los valles (puntos inferiores a la estimación) toman valores nulos (menos infinito en una escala logarítmica). Por lo tanto, tras realizar la resta, quedan picos en el espectro de ruido. De esos picos restantes, los que tienen mayor amplitud se perciben como ruido de banda ancha variable en el tiempo. Los picos más estrechos, por su parte, se perciben como tonos con gran dispersión en el tiempo, que denominamos ruido musical.

La modificación respecto al modelo inicial de sustracción espectral consiste en minimizar la percepción de los picos espectrales estrechos. Esto se hace cambiando el algoritmo en (22) a lo siguiente:

$$\begin{aligned}
 D(w) &= S(w) - \alpha V(w) \\
 \hat{S}(w) &= \begin{cases} D(w) & , \text{ si } D(w) > \beta V(w) \\ \beta V(w) & , \text{ resto} \end{cases} \\
 &\text{con } \alpha \geq 1 \text{ y } 0 < \beta \ll 1
 \end{aligned}
 \tag{23}$$

Donde α es el factor de sustracción y β es el parámetro de suelo espectral.

A partir de (23) se puede ver que el objetivo de reducir los picos de ruido espectral se puede conseguir con $\alpha > 1$. Para $\alpha > 1$ los de los picos de ruido serán menores con respecto al caso con $\alpha = 1$. Además, con $\alpha > 1$ la sustracción es capaz de eliminar todo el ruido de banda ancha eliminando la mayoría de los picos anchos. Sin embargo, esto por sí solo no es suficiente porque los valles profundos que rodean los picos estrechos permanecen en el espectro de ruido y, por lo tanto, la dispersión de los picos de ruido sigue siendo alta. La segunda parte de nuestra modificación consiste en "rellenar" los valles. Esto se hace en (23) por medio del suelo espectral, $\beta V(w)$: Las componentes espectrales de $\hat{S}(w)$ no pueden descender por debajo del límite inferior $\beta V(w)$. Para $\beta > 0$, los valles entre picos no son tan

profundos como para el caso $\beta = 0$. Por lo tanto, la dispersión espectral de los picos de ruido disminuye, lo que reduce la cantidad de ruido musical percibido. Otra forma de interpretar lo anterior es darse cuenta de que, para $\beta > 0$, los picos restantes de ruido quedan "enmascarados" por componentes espectrales vecinas de magnitud comparable. Estas componentes vecinas son, de hecho, ruido de banda ancha reinsertado en el espectro por el suelo espectral $\beta V(w)$.

De hecho, al procesar la señal de voz con este nuevo método se logra disminuir el ruido musical. Además, se ha comprobado que con valores $\beta \ll 1$ el nivel de ruido de banda ancha añadido es también mucho menor que el percibido en la señal procesada con (22).

En nuestras señales se obtienen resultados como los que se muestran en la *Figura 12*.

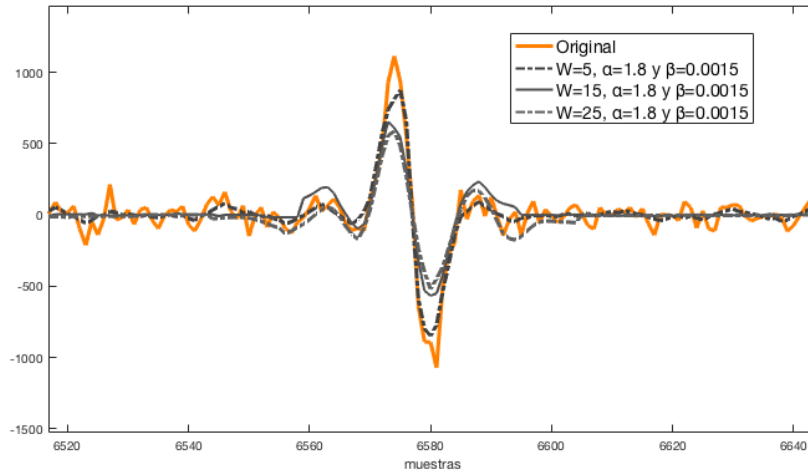


Figura 12 Comparación de resultados en un segmento de la señal que contiene un evento tras aplicar la sustracción espectral mejorada con distinto tamaño de ventana y α y β constantes

4.3.2 Filtros adaptativos de Wiener

Para evitar los inconvenientes del alto coste computacional del filtro de Wiener ordinario y la aparición del ruido musical de la sustracción espectral se ha optado por la implementación de dos algoritmos adaptativos, los cuales se basan en adaptar el filtro de Wiener a la señal del problema en función de sus estadísticos locales.

4.3.2.1 Control de ganancia derivado de filtrado de Wiener

Este filtro se basa en un algoritmo muy simplificado del filtro de Wiener que se adapta muy bien al ruido presente en las señales industriales utilizadas en nuestro trabajo, pero, debido a su simplicidad, no funciona correctamente en señales de voz.

Para este esquema se asume que el ruido presente en la señal es ruido blanco aditivo de media cero y varianza σ_v^2 .

La señal se dividirá en segmentos de corta duración, y para cada uno de ellos la función de transferencia vendrá dada por:

$$H(w) = \frac{P_s(w)}{P_s(w) + P_v(w)} = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_s^2 + \sigma_v^2} \quad (24)$$

Siendo $P_s(w)$ y $P_v(w)$ la densidad espectral de potencia. Teniendo en cuenta que $H(w)$ permanece constante para cada ventana, el filtro queda definido como:

$$h(n) = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_s^2 + \sigma_v^2} \delta(n) \quad (25)$$

A partir de este filtro se puede estimar la señal la señal limpia de ruido que será:

$$\hat{s}(n) = m_y + (y(n) - m_y) * \frac{\sigma_s^2}{\sigma_s^2 + \sigma_v^2} \delta(n) \quad (26)$$

Dónde m_y , que es la media de $y(n)$ a corto plazo, y σ_s^2 se actualizarán en cada muestra según las características de la señal, mientras que σ_v^2 permanecerá constante. La razón de estas actualizaciones se basa en lograr adaptar el filtro a los estadísticos locales de la señal, de esta forma, aquellas zonas en las que la varianza sea mucho mayor que la varianza estimada para el ruido, la señal resultante será muy similar a la observada:

$$\sigma_s^2 = \begin{cases} \sigma_s^2(n) - \sigma_v^2 & , \text{ si } \sigma_s^2(n) > \sigma_v^2 \\ 0 & , \text{ resto} \end{cases} \quad (27)$$

En este algoritmo el tamaño de ventana sobre las que obtenemos los estadísticos locales es un punto clave para la optimización de los resultados. La longitud de esta ventana depende tanto de las características del ruido como de la forma y dimensión de los eventos que se quieran detectar en las señales. [4]

En la *Figura 13* se muestran los resultados obtenidos al aplicar el control de ganancia que se acaba de explicar.

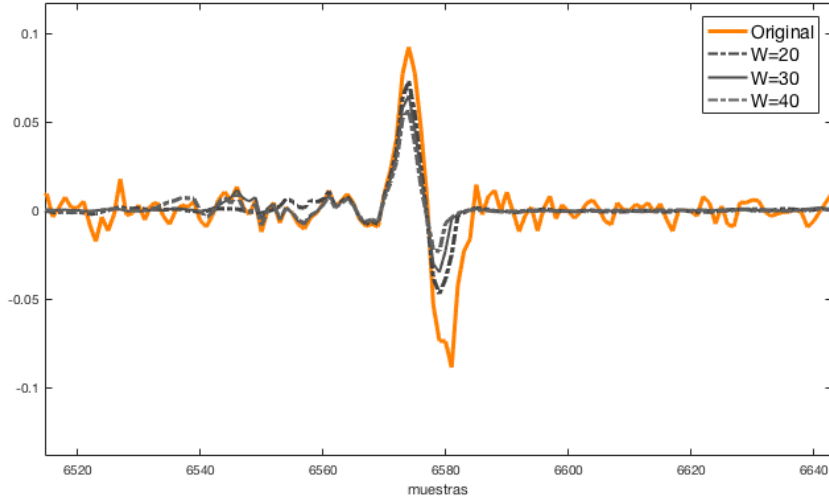


Figura 13 Comparación de resultados en un segmento de la señal que contiene un evento tras aplicar un control de ganancia derivado del filtrado de Wiener con distinto tamaño de ventana

4.3.2.2 Aproximación a Wiener mediante filtro adaptativo

El control de ganancia derivado de Wiener altera los eventos y disminuye de forma notoria su amplitud, por ello se decidió implementar otro filtro adaptativo de Wiener que, aunque tuviese una complejidad mayor, realizase una reducción de ruido que modifique en menor grado la señal.

Esta técnica de reducción de ruido parte de la suposición de un modelo de ruido aditivo, en que se supone que las componentes espectrales son estadísticamente independientes. La aplicación de este modelo en señales de voz ha logrado una limpieza de ruido efectiva, con un efecto de ruido musical muy reducido.

Para la estimación del ruido se basa en un factor de supresión a corto plazo, el cual se ajusta de forma automática en función de la SNR a posteriori local de cada frecuencia. Además, debe utilizarse un detector para determinar si la señal dada consiste sólo en ruido o en voz más ruido, por lo que un modelo binario que tiene en cuenta la incertidumbre de la presencia del habla en las observaciones ruidosas parece ser apropiado. [5]

Sean $s(t)$ y $v(t)$ la señal limpia y el ruido aditivo, la señal observada $y(t)$ queda definida por:

$$y(t) = s(t) + v(t) \quad (28)$$

Y denotando la k -ésima componente espectral de la señal $s(t)$, el ruido $v(t)$ y la señal ruidosa observada $y(t)$ como:

$$\begin{aligned} S_k(w) &= A_k e^{j\alpha_k} \\ V_k(w) & \\ Y_k(w) &= R_k e^{jx_k} \end{aligned} \quad (29)$$

Dentro del intervalo de análisis $[0, T]$, donde el ruido estimado en cada ventana queda definido como $\hat{N}(w)$.

Se inicializará con valor unidad tanto la SNR a priori como a posteriori para $t=0$ y para el resto de segmentos del audio:

$$SNR_{post}^t(w) = \frac{Y_k^2(w)}{\hat{N}_k^2(w)} \quad (30)$$

$$SNR_{prio}^t(w) = (1 - \beta * \max[SNR_{post}^t(w) - 1] + \beta * (SNR_{prio}^{t-1}(w))^2 * SNR_{post}^{t-1}(w) \quad (31)$$

Y considerando $SNR_{post}(w) = 1 + SNR_{prio}$, la función de transferencia del filtro queda definida como:

$$H(w) = \frac{SNR_{prio}(w)}{1 + SNR_{prio}(w)} \quad (32)$$

Logrando así obtener la señal estimada sin ruido:

$$\hat{S}(w) = H(w) * Y(w) \quad (33)$$

A la cual únicamente habrá que aplicarle la transformada inversa de Fourier para obtener la señal limpia estimada en tiempo $\hat{s}(t)$. Tras aplicar este filtro en nuestra señal se obtienen los resultados que se muestran en *Figura 14*.

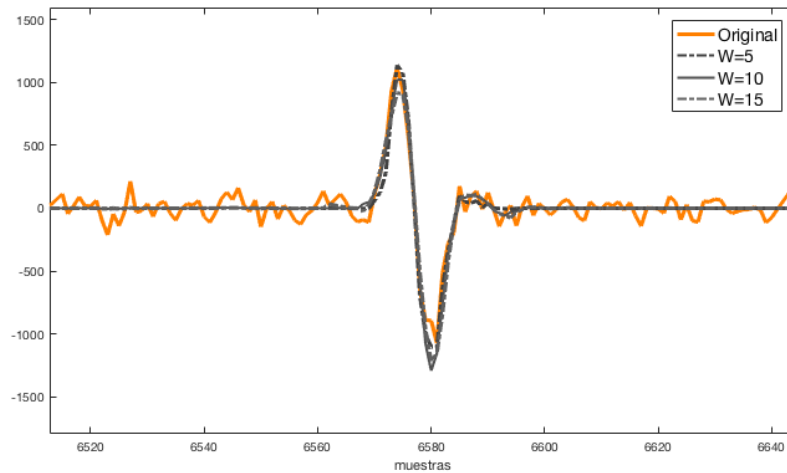


Figura 14 Comparación de resultados en un segmento de la señal que contiene un evento tras aplicar un filtro adaptativo de Wiener con distinto tamaño de ventana

4.4 Bloque de detección

Una vez se haya reducido el ruido de las señales diezmadadas y derivadas se procederá a detectar las irregularidades presentes en las mismas. En esta sección se mostrarán las señales obtenidas tras aplicar sobre las señales “limpias” los detectores explicados en 2.2, es decir, el filtro adaptado y el detector por energía de Shannon.

4.4.1 Filtro adaptado

Para aplicar el filtro adaptado sobre las señales ha sido necesario elaborar un modelo que se asemeje a la forma de los eventos de la señal. Aunque al aplicar los distintos filtrados las características de dichas zonas pueden variar, se ha tomado la decisión de que el modelo se asemeje lo más posible en altura y anchura a los picos de la señal original una vez ha sido procesada, es decir, diezmada y diferenciada. Tal y como se muestra en la *Figura 15* el modelo generado sigue una forma triangular y es muy similar a las irregularidades de la señal.

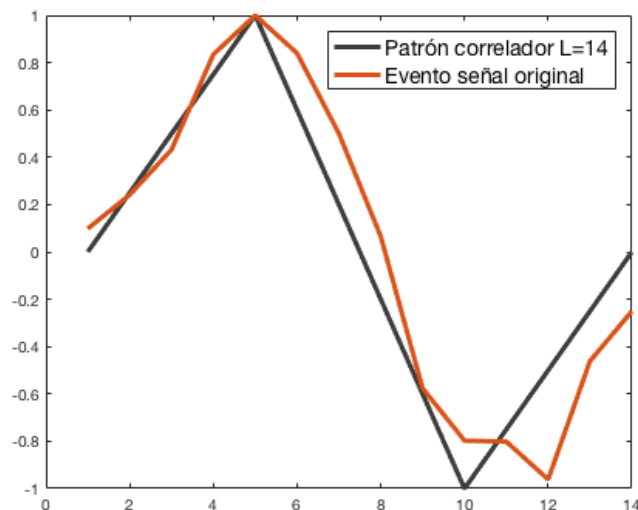


Figura 15 Comparación del patrón del filtro adaptado utilizado de longitud 14 respecto al evento de la señal original diezmada y diferenciada

La aplicación del filtro adaptado generado sobre las distintas salidas del bloque de limpieza de ruido da lugar a los resultados de la *Figura 16* en la cual se puede observar cómo los máximos corresponden a las zonas de la señal etiquetadas como evento, es decir, los instantes donde existe mayor correlación entre la plantilla del filtro adaptado y la señal. Se debe tener en cuenta que la anchura del evento puede variar tras la reducción de ruido, por ello se deberá buscar para cada filtrado una longitud óptima del filtro adaptado.

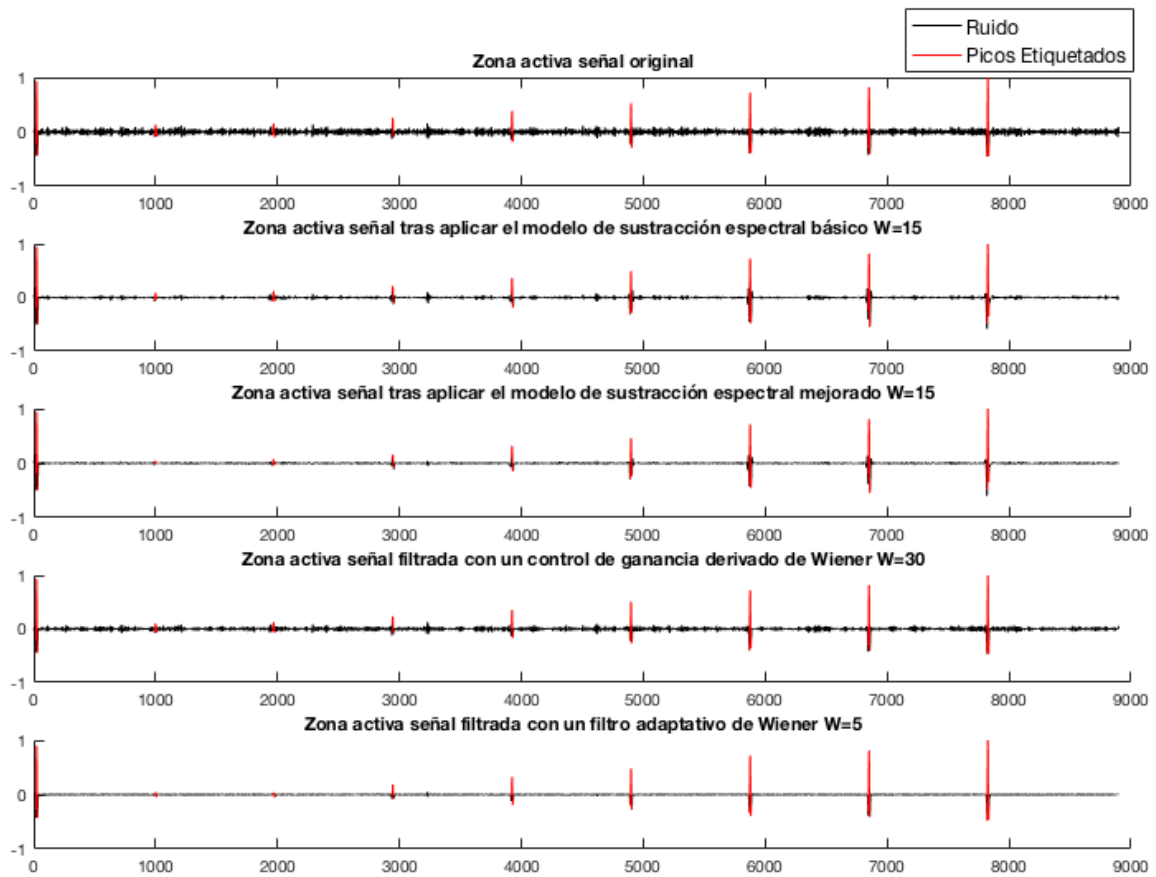


Figura 16 Señales obtenidas tras aplicar el filtro adaptado de longitud 14 tanto sobre la señal original diezmada y derivada como sobre las señales obtenidas tras la limpieza de ruido con los cuatro modelos propuestos

4.4.2 Detector por energía de Shannon

En el detector por energía de Shannon únicamente es necesario configurar un parámetro, la anchura del pulso con el que se convoluciona la señal, mientras que el filtro adaptado requeriría de mucha más información sobre el evento a detectar. Elegir bien la anchura es un tema importante, si ésta es menor que el evento cada pico de la señal se duplicará en la señal resultante, y si es demasiado grande la pendiente de los picos resultantes será muy suavizada.

En la *Figura 17* se muestran los resultados obtenidos tras obtener la energía de Shannon con un rectángulo de anchura 30. Se puede observar cómo los eventos etiquetados se encuentran en los máximos de las señales obtenidas, sin embargo, según el modelo de limpieza de ruido utilizado los resultados varían. Se realizarán pruebas para determinar la anchura de los eventos en función del algoritmo utilizado para la reducción de ruido.

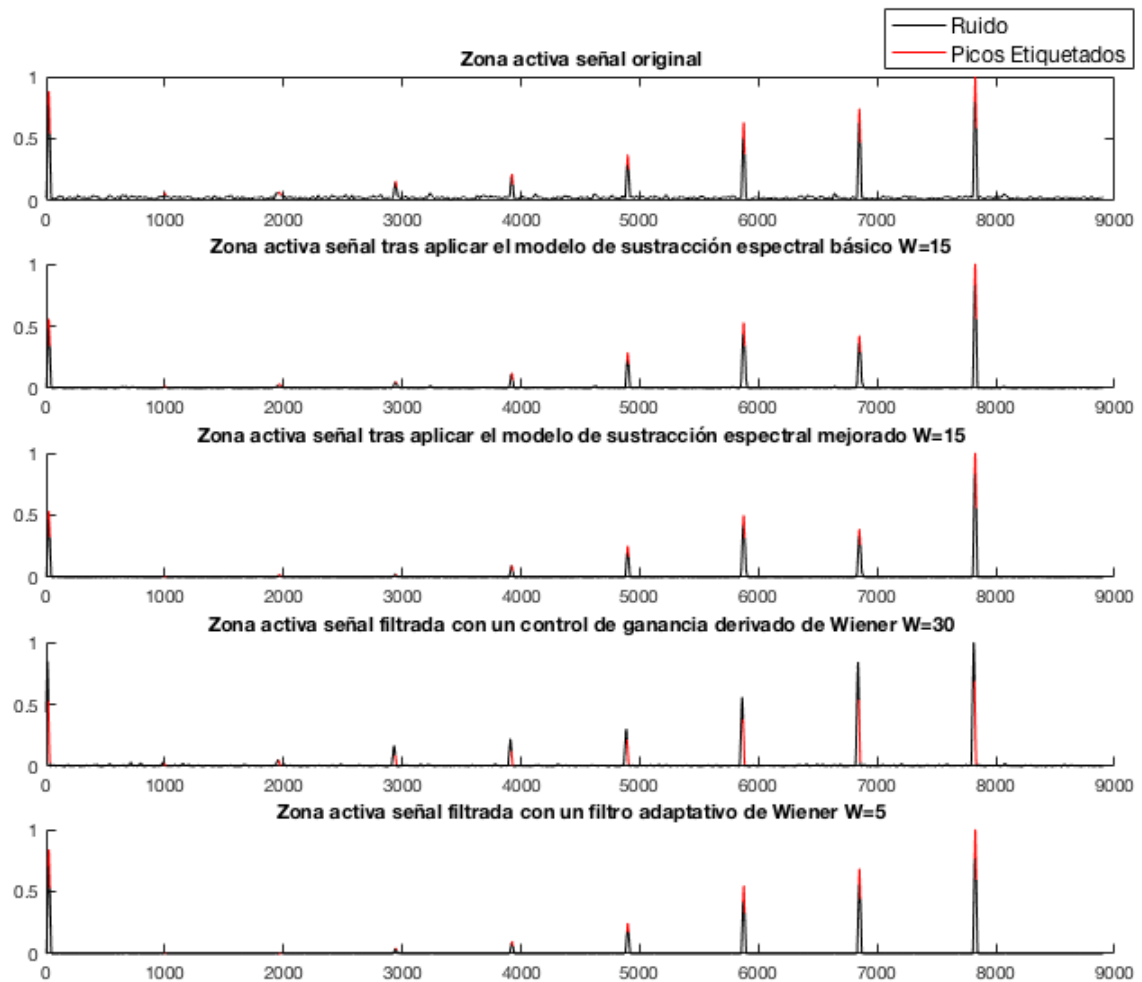


Figura 17 Señales obtenidas tras aplicar el detector por energía de Shannon con un pulso rectangular de anchura 30 tanto sobre la señal original diezmada y derivada como sobre las señales obtenidas tras la limpieza de ruido con los cuatro modelos propuestos

5 Integración, pruebas y resultados

5.1 Limpieza de ruido

En esta sección se van a analizar los resultados obtenidos tras aplicar los distintos modelos de limpieza de ruido anteriormente explicados. Para el análisis objetivo se comparará la SNR media de las 14 señales antes y después de aplicar los algoritmos propuestos, modificando el tamaño del inventariado utilizado. Además, debido a que los primeros picos tienen un nivel muy bajo, no sólo se busca que la relación señal-ruido global mejore, también será necesario que todos, o en su defecto, la mayoría de los eventos tengan valores de SNR positivos. Si recordamos, el cálculo de la SNR se realizaba a partir de:

$$SNR = \frac{S}{N} = \frac{X - N}{N} = \frac{X}{N} - 1$$

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{X}{N} - 1 \right)$$

(34)

Dónde X es la señal observada y N la estimación de ruido a partir de las zonas sin irregularidades de la señal. Es decir, si al calcular la relación señal-ruido de un segmento de la señal, los etiquetados como evento en este caso, el resultado obtenido no es positivo será debido a que la señal observada tiene un nivel menor que el ruido estimado, y por lo tanto será muy poco probable la posterior detección de este evento. En la *Tabla 1* se puede observar la relación señal-ruido obtenida en cada uno de los nueve picos de las catorce señales. Los eventos 2 y 3 son los que se caracterizan por tener menor SNR y los que pueden causar problemas en la detección.

Nuestros modelos de reducción de ruido deben maximizar los valores obtenidos y, sobre todo, lograr eliminar los valores negativos.

SEÑALES ORIGINALES		SNR POR EVENTO [dB]									SNR POR SEÑAL
SEÑALES	1	2	3	4	5	6	7	8	9		
	1	20,19	2,19	2,30	10,79	12,39	14,78	17,57	19,14	20,26	16,36
	2	19,15	1,81	7,54	8,82	12,43	15,14	16,50	17,81	18,63	15,72
	3	18,05	2,89	7,95	7,82	10,88	13,90	15,44	20,13	19,67	15,92
	4	19,35	-3,87	1,37	11,64	10,20	15,28	17,63	19,85	19,48	16,28
	5	18,07	2,76	6,65	11,74	11,62	14,94	16,14	18,55	19,58	15,82
	6	19,26	-1,18	8,58	10,53	12,56	13,74	17,34	18,95	19,72	16,13
	7	18,32	1,54	4,12	8,39	13,68	14,55	18,41	19,07	19,71	15,99
	8	18,63	-1,04	6,31	9,97	11,90	15,51	17,66	19,10	19,19	15,89
	9	17,84	-3,03	5,61	9,18	12,35	16,74	17,90	19,20	19,43	15,79
	10	18,71	1,06	9,59	11,97	12,97	14,94	17,95	19,91	21,26	16,57
	11	18,80	3,11	9,37	11,88	13,88	15,97	18,87	17,83	20,22	16,79
	12	17,82	2,15	5,07	7,65	10,79	14,72	15,37	16,26	16,58	14,46
	13	18,31	2,47	7,64	10,57	10,43	13,66	16,08	16,83	17,54	14,99
	14	17,00	-0,85	-0,46	10,33	11,86	14,26	14,69	17,09	18,21	14,40
MEDIA TOTAL SNR:										15,79	

Tabla 1 SNR obtenido para cada uno de los 9 eventos de las 12 señales diezmadadas y derivadas

5.1.1 Sustracción espectral

Los dos modelos de sustracción espectral propuestos tienen la misma base matemática, su diferencia es que uno de ellos asume $\alpha = 1$ y $\beta = 0$ constantes y el otro permite variar dichos parámetros. El objetivo inicial es encontrar el tamaño de ventana con el que se consiga la mejor SNR conservando las características de la señal, y a partir de dicho valor se buscará los valores α y β que dé mejores resultados para el problema presente. En la *Tabla 2* se muestran los distintos valores de SNR obtenidos con el modelo de sustracción básica de Boll. Según estos resultados la ventana adecuada para realizar la sustracción espectral debe tener un tamaño de 11 muestras.

	Original	W=5	W=7	W=9	W=11	W=13	W=15	W=17	W=19	W=21	W=23	W=25
SNR [dB]	15,79	21,31	22,56	23,41	24,10	23,84	23,62	23,21	22,99	22,88	22,32	22,28

Tabla 2 SNR obtenido tras aplicar la sustracción espectral básica con distinto tamaño de ventanas

A partir del valor de ventana con el que se obtiene mejor SNR se ha realizado un barrido de los valores α y β manteniendo la longitud de la ventana en $W=11$. En la *Figura 18* se muestra como varía la relación señal-ruido en función de dichos parámetros, mejorando la SNR en hasta 3dB respecto a la sustracción espectral básica.

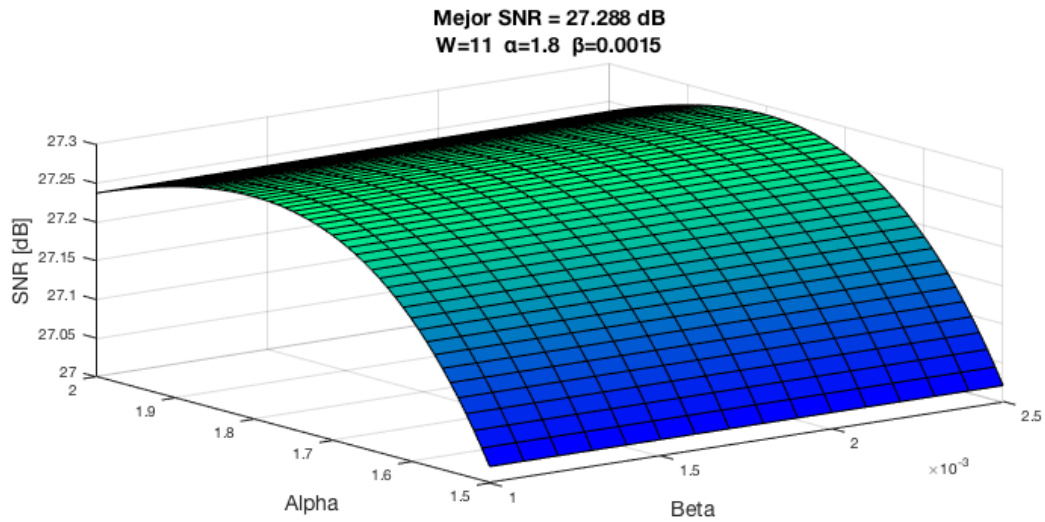


Figura 18 Representación de la SNR obtenida para distintos valores de α y β realizando una sustracción espectral con una ventana $W=11$

Teniendo en cuenta que la media de la SNR para todas las señales es máxima para $W=11$, se ha procedido a analizar cada uno de los eventos de todas las señales aplicando ambos modelos de sustracción espectral y obteniendo los resultados que se muestran en la *Tabla 3* y la *Tabla 4* respectivamente. En estas tablas se puede observar como la SNR mejora respecto a la señal original y lo que es más importante, únicamente uno de los resultados tiene un valor menor que el ruido.

SE BÁSICA W=11		SNR POR EVENTO [dB]									SNR POR SEÑAL
SEÑALES		1	2	3	4	5	6	7	8	9	
	1	27,78	7,32	8,30	17,34	18,78	21,82	26,21	27,76	28,64	24,44
	2	26,31	7,84	14,31	14,80	19,28	22,58	23,94	26,33	27,03	23,51
	3	26,82	7,46	13,65	15,33	18,27	21,23	24,21	29,03	28,38	24,50
	4	28,20	-0,77	7,54	19,08	17,48	23,83	25,71	27,64	27,94	24,57
	5	27,47	9,28	12,86	20,35	20,25	23,98	24,80	27,15	28,45	24,69
	6	27,54	4,31	14,73	17,70	19,85	21,59	25,14	26,72	27,68	24,04
	7	26,28	1,91	10,24	15,15	21,04	22,46	25,95	26,80	27,91	23,81
	8	26,68	1,31	11,71	16,67	18,41	22,51	26,23	27,45	27,81	24,03
	9	26,84	4,30	13,51	16,68	21,02	24,88	26,29	28,33	28,55	24,64
	10	26,52	6,43	15,21	18,54	20,50	22,80	24,91	27,06	28,75	23,96
	11	27,98	7,10	16,03	18,50	22,04	24,11	27,55	26,87	29,11	25,53
	12	26,90	5,38	11,92	15,02	18,08	22,66	23,49	24,67	25,40	22,94
	13	27,69	6,35	14,54	19,26	18,38	21,44	24,82	25,84	25,65	23,64
	14	25,32	2,61	6,50	17,66	19,80	21,77	23,69	26,19	27,32	23,05
MEDIA TOTAL SNR:											24,10

Tabla 3 SNR obtenido para cada uno de los 9 eventos de las 12 señales tras aplicar el modelo de sustracción espectral básico con enventanado W=11

SE MEJORADA W=11 $\alpha=1,8$ $\beta=0.0015$		SNR POR EVENTO [dB]									SNR POR SEÑAL
SEÑALES		1	2	3	4	5	6	7	8	9	
	1	30,71	6,21	9,04	18,60	20,79	24,27	29,02	30,63	31,63	27,27
	2	29,46	7,13	15,50	16,73	21,94	25,59	26,89	29,59	30,26	26,61
	3	30,64	5,99	14,67	17,75	21,20	24,52	27,85	32,80	32,22	28,21
	4	31,90	2,07	8,53	21,79	20,57	27,36	29,19	31,27	31,63	28,17
	5	30,91	9,07	13,45	22,89	22,80	27,05	27,97	30,55	31,84	27,96
	6	30,11	5,24	15,32	18,97	21,90	23,74	27,61	29,19	30,26	26,49
	7	28,98	-0,66	10,85	16,80	23,13	24,97	28,54	29,48	30,73	26,45
	8	29,98	3,31	12,39	18,67	20,97	25,46	29,41	30,64	31,21	27,24
	9	30,52	6,22	15,29	18,71	24,05	28,01	29,93	31,99	32,27	28,22
	10	28,91	7,21	14,55	20,12	22,21	24,99	27,08	29,43	31,22	26,24
	11	30,97	5,13	16,80	20,43	24,51	26,67	30,39	29,83	32,08	28,38
	12	30,74	4,07	12,88	17,53	21,02	26,23	27,12	28,47	29,21	26,65
	13	31,59	5,65	16,73	22,21	21,75	24,92	28,48	29,67	29,51	27,38
	14	29,09	4,06	8,61	19,87	23,05	25,21	27,29	30,04	31,22	26,77
MEDIA TOTAL SNR:											27,29

Tabla 4 SNR obtenido para cada uno de los 9 eventos de las 12 señales tras aplicar el modelo de sustracción espectral variando los parámetros α y β con enventanado W=11

5.1.2 Filtros adaptativos de Wiener

Para este modelo de reducción de ruido se han comparado los resultados obtenidos con dos algoritmos, un control de ganancia y una aproximación al filtrado de Wiener.

El control de ganancia derivado del filtrado de Wiener se caracteriza por ser un algoritmo bastante simple con el que se obtiene una relación señal-ruido que mejora en 1dB los obtenidos en los modelos de sustracción espectral, sin embargo, en la Tabla 6 se puede observar que los segundos eventos de las señales tienen valores negativos de SNR, es decir, es muy probable que dé lugar a errores de detección. En el siguiente apartado se comprobará si estamos en la suposición correcta, probando la eficiencia de la detección al filtrar con distinto tamaño de ventana.

	Original	W=5	W=10	W=15	W=20	W=25	W=30	W=35
SNR [dB]	15,79	21,62	25,32	27,17	28,07	28,24	28,10	27,85

Tabla 5 SNR obtenido tras aplicar un filtro de control de ganancia derivado de filtrado de Wiener con distinto tamaño de ventanas

CONTROL DE GANANACIA W= 25		SNR POR EVENTO [dB]									SNR POR SEÑAL
SEÑALES		1	2	3	4	5	6	7	8	9	
	1	34,11	1,23	5,22	13,35	14,23	22,80	29,91	32,35	34,55	29,46
	2	33,02	-10,79	7,20	9,52	15,64	24,82	27,97	30,94	32,20	28,35
	3	31,33	1,42	5,98	9,53	13,00	20,99	25,18	34,08	33,96	28,90
	4	34,04	-1,88	2,83	13,73	12,49	26,14	30,83	34,35	34,19	30,18
	5	31,33	0,59	2,65	14,88	15,09	24,81	27,22	32,16	33,48	28,51
	6	31,66	-10,52	7,17	8,83	12,78	20,44	27,90	30,80	31,96	27,50
	7	29,95	-2,63	-5,34	8,82	18,58	23,65	29,86	31,12	32,14	27,40
	8	31,74	-4,17	7,77	10,29	14,23	25,30	29,84	31,67	32,67	28,26
	9	30,78	1,49	4,86	8,75	18,25	26,13	30,46	33,24	33,50	28,78
	10	29,46	0,05	9,34	11,12	13,85	19,45	26,33	31,41	33,97	27,32
	11	31,62	-5,57	6,06	11,32	20,13	25,21	31,30	30,06	33,62	28,90
	12	32,08	-4,81	6,74	9,39	15,92	25,70	28,02	30,48	31,08	27,93
	13	30,51	-15,97	6,51	10,42	10,31	19,85	26,13	28,51	30,52	26,34
	14	30,84	-0,67	-2,38	11,37	19,41	25,62	25,94	31,07	32,36	27,52
MEDIA TOTAL SNR:											28,24

Tabla 6 SNR obtenido para cada uno de los 9 eventos de las 12 señales tras aplicar un filtro de control de ganancia derivado de filtrado de Wiener con enventanado W=25

Por otro lado, se ha calculado la SNR obtenida al filtrar la señal con el filtro adaptativo de Wiener. En este caso el aumento de la SNR mejora hasta en 15dB respecto a los métodos de reducción de ruido anteriores, pero esta gran mejora conlleva que varios eventos se vean reducidos, y no se consigam maximizar con ninguno de los tamaños de ventana probados.

En la *Tabla 7* y la *Tabla 8* se muestran los resultados obtenidos con este modelo de limpieza de ruido.

	Original	W=3	W=5	W=7	W=9	W=11	W=13	W=15
SNR [dB]	15,79	38,81	40,20	39,78	38,73	37,74	36,91	36,18

Tabla 7 SNR obtenido tras aplicar un filtro adaptativo de Wiener con distinto tamaño de ventanas

F.ADAPT WIENER W=5		SNR POR EVENTO [dB]									SNR POR SEÑAL
SEÑALES		1	2	3	4	5	6	7	8	9	
	1	42,92	16,33	16,65	30,29	34,25	37,18	40,33	41,90	43,20	39,01
	2	45,08	15,16	29,50	32,27	37,46	40,55	42,35	43,85	44,64	41,49
	3	42,69	10,72	29,15	29,75	34,76	37,91	40,00	44,77	44,39	40,41
	4	43,26	-2,59	14,32	34,28	32,10	38,95	41,51	44,02	43,55	40,16
	5	45,05	17,72	29,59	37,58	37,61	40,97	43,08	45,72	46,63	42,65
	6	39,06	-14,87	23,58	28,28	32,64	32,81	36,67	38,61	39,23	35,62
	7	39,34	-15,70	20,15	26,51	33,45	35,31	39,77	40,09	40,82	36,92
	8	42,30	-7,06	23,52	30,99	33,27	38,95	41,36	42,95	43,10	39,46
	9	44,02	6,12	25,41	32,54	37,64	42,52	44,05	45,64	45,65	41,88
	10	42,12	15,74	28,41	34,45	34,32	38,05	41,17	43,08	44,57	39,68
	11	43,77	11,83	30,21	34,43	38,41	40,26	43,91	42,55	45,08	41,49
	12	45,22	12,69	28,19	32,71	36,07	41,41	42,47	43,61	43,90	41,54
	13	44,38	9,77	31,25	35,18	35,03	39,21	41,64	42,89	43,65	40,81
	14	44,46	7,58	16,68	36,27	38,42	41,13	41,56	44,68	45,60	41,63
MEDIA TOTAL SNR:											40,20

Tabla 8 SNR obtenido para cada uno de los 9 eventos de las 12 señales tras aplicar un filtro adaptativo de Wiener con enventanado W=5

5.2 Detección de eventos

Una vez realizada la limpieza de ruido en las señales con irregularidades será necesario comprobar si la detección de eventos es óptima y cuál es el proceso a seguir para detectar el mayor número de eventos sobre las señales de prueba. Para ello, en primer lugar, se han obtenido las curvas DET de los tres modelos de reducción de ruido con distinto enventanado.

En la *Figura 19* se puede observar que el mejor *EER* se obtiene al detectar los eventos una vez se ha reducido el ruido con el filtro adaptativo de Wiener y una ventana $W=3$, mientras que con sustracción espectral se consigue el mejor *EER* con $W=15$ y con el filtro de control de ganancia con un tamaño de ventana $W=30$. Los algoritmos de detección se probarán con estos tamaños de ventana.

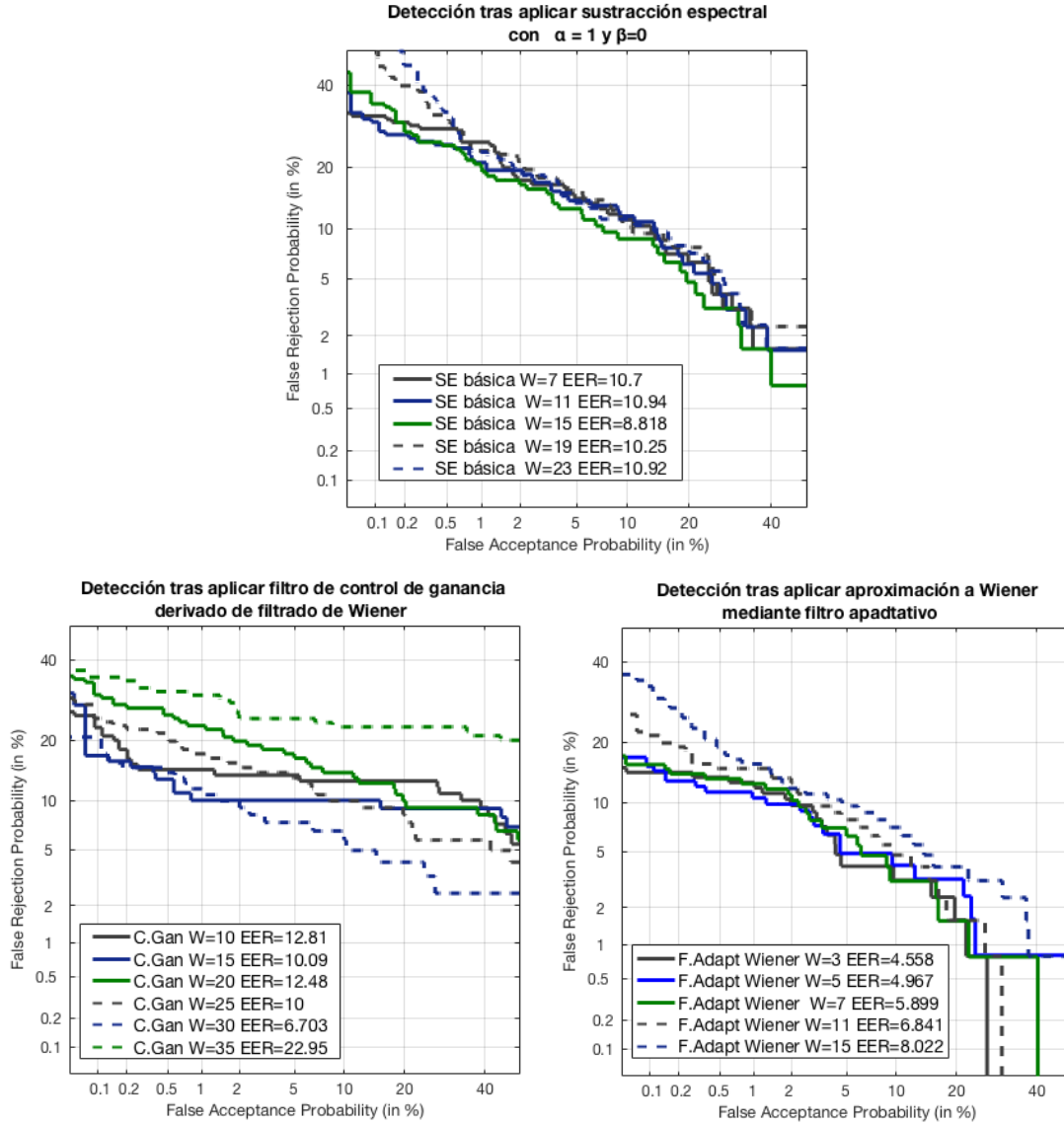


Figura 19 Curvas DET tras la aplicación de los distintos modelos de ruido variando los tamaños de ventana.

Una vez obtenidos estos resultados se ha recalculado el valor de α y β óptimos para el tamaño de ventana $W=15$ obteniéndose $\alpha = 1.87$ y $\beta = 0.027$, que serán los valores utilizados para la detección con la sustracción espectral mejorada.

Sobre los resultados obtenidos con los que se considera que la detección es mejor se ha aplicado los detectores por energía de Shannon y el filtro adaptado, obteniendo los EER que se muestran en la *Tabla 9* y la *Tabla 10*.

EER	Longitud del filtro adaptado					
	10	14	18	22	26	30
SE Básica W=15	4.06	2.44	2.38	1.97	2.53	5.05
SE Mejorada W=15 $\alpha=1.87$ $\beta=0.0027$	2.4	2.92	2.48	3.32	3.45	4.1
Control de ganancia W=30	8.02	6.21	6.98	8.83	5.72	4.9
F. Adaptativo de Wiener W=3	2.5	1.99	2.47	2.5	3.4	3.19

Tabla 9 EER Para cada modelo de reducción de ruido óptimo variando la longitud del filtro adaptado

EER	Longitud pulso del detector por energía de Shannon							
	5	10	15	20	25	30	35	40
SE Básica W=15	4.73	4.74	4.84	4.1	5.37	5.71	4.94	5.53
SE Mejorada W=15 $\alpha=1.87$ $\beta=0.0027$	4.05	4.83	3.39	3.42	3.39	3.95	3.43	3.4
Control de ganancia W=30	14.94	16.76	10.85	2.56	1.4	1.4	1.41	0.78
F. Adaptativo de Wiener W=3	2.51	2.51	2.51	2.82	3.34	3.94	3.81	4.16

Tabla 10 EER para cada modelo de reducción de ruido óptimo variando la longitud del pulso del detector por energía de Shannon

A partir de los resultados anteriores se puede deducir que la señal varía en función del modelo de reducción de ruido aplicado, lo que hace que la anchura de los eventos no sea la misma y se requiera distinta longitud de detector para minimizar el error de detección tras el filtrado de las señales

A continuación, se va a observar cómo se lleva a cabo la detección para los valores de error más bajos obtenidos para cada detector en una de las señales de prueba.

En primer lugar, se va a visualizar cuáles son los scores, *targed* y *non-targed* a partir de los que se obtienen las DET, tanto en la señal como sus scores representados en histogramas.

Como se puede observar en las figuras de la siguiente página, los valores *targed* y *non-targed* son los picos locales encontrados en cada señal resultado. Los *non-targed* se encuentran en los valores de ruido, y en caso de encontrar un máximo en el pico etiquetado se considerará como score *targed*. El problema de que los valores de los histogramas confluyan se debe a que los picos obtenidos a partir de los eventos que representan pequeños *gaps*, tienen *scores* bajos, menores que los *non-targed* en muchos casos, lo que lleva a que no sea posible detectar todas irregularidades, a no ser que sea aumentando demasiado el porcentaje de falsos positivos. En función de la importancia que tenga detectar los errores de la pieza de prueba se establecerá el umbral para minimizar los valores de falsa aceptación o de falso rechazo.

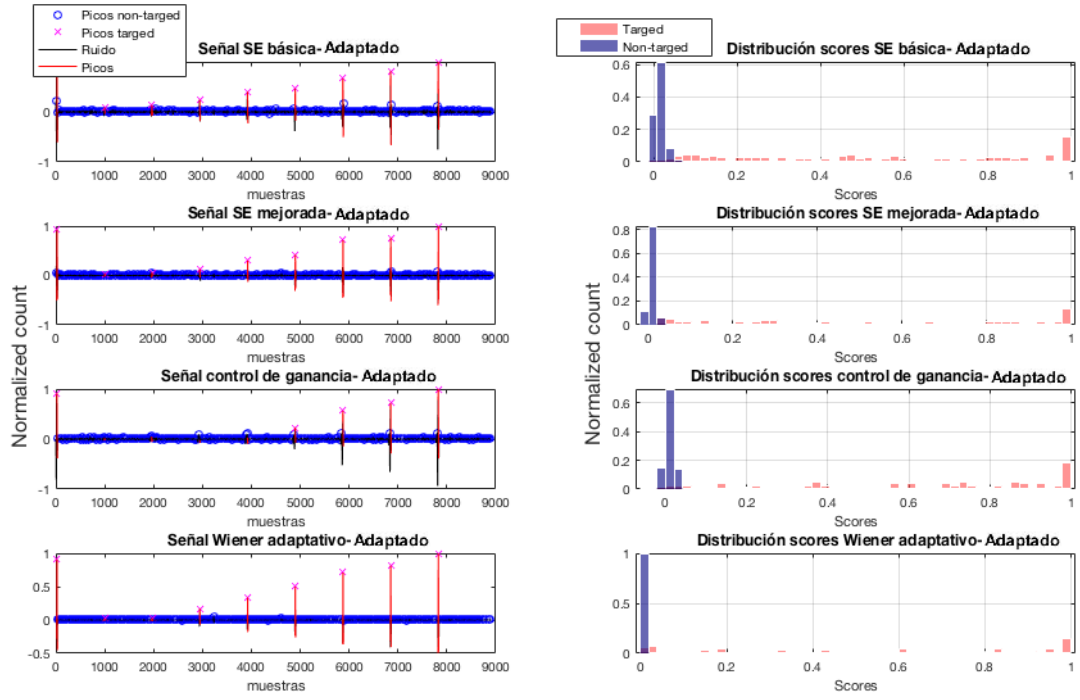


Figura 20 Señales procesadas con un detector de filtro adaptado y sus scores de picos normalizados

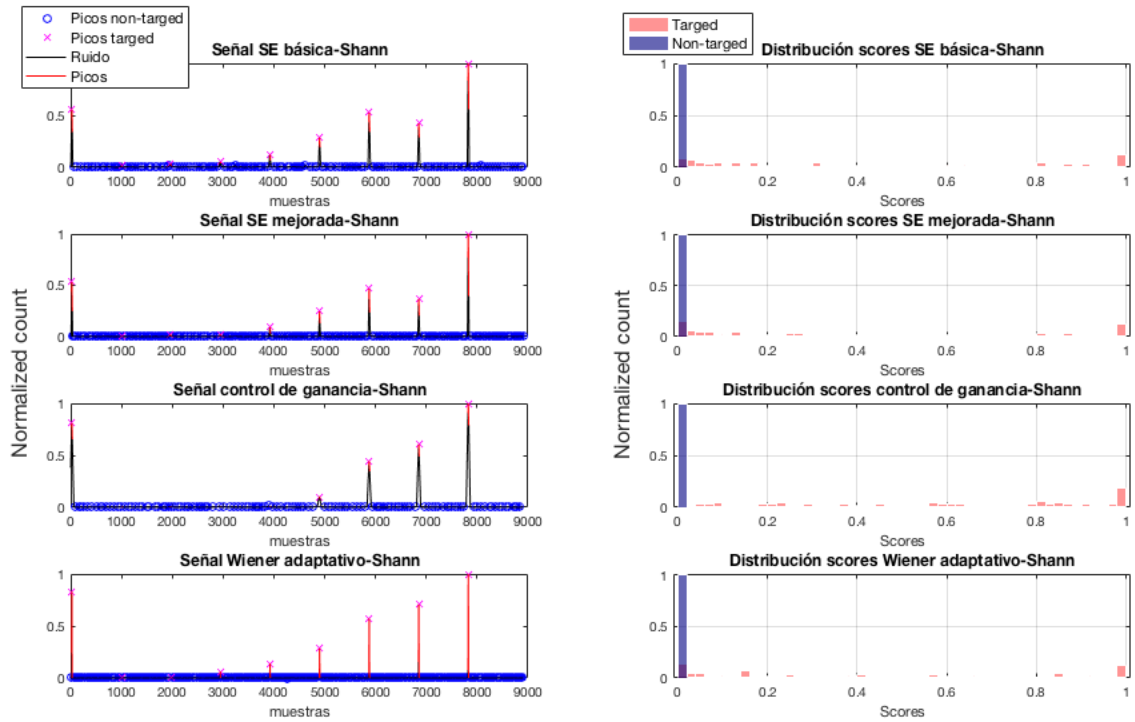


Figura 21 Señales procesadas con un detector de energía de Shannon y sus scores de picos normalizados

A partir de los datos que representan *Figura 20* y la *Figura 21* se obtienen las curvas DET finales (*Figura 22*) que muestran los mejores resultados para cada una de las posibles variantes del diseño implementado.

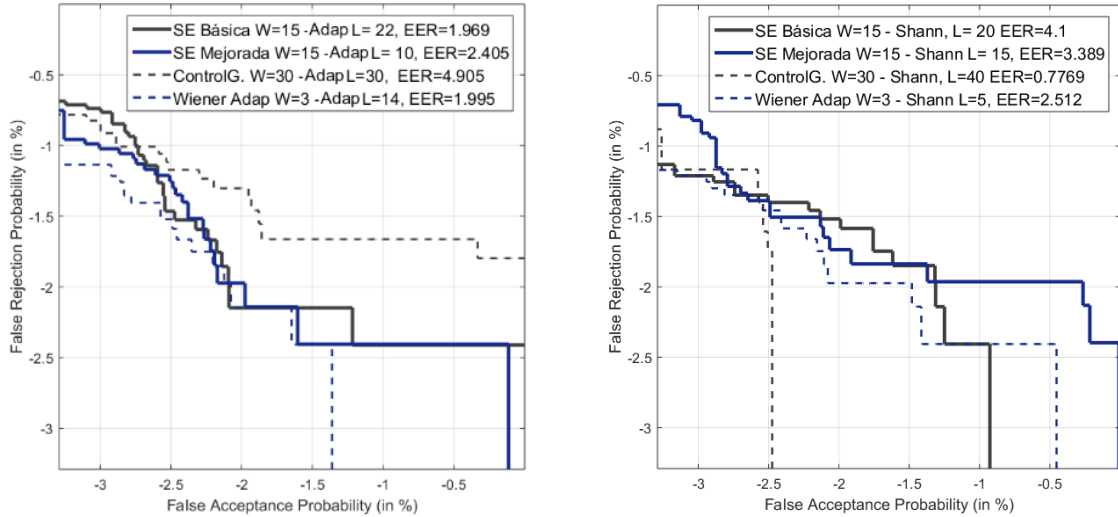


Figura 22 Curvas DET obtenidas para cada una de las variantes del diseño implementado

En estas curvas DET se puede observar que en función del modelo de reducción de ruido utilizado será más conveniente realizar la detección utilizando nuestra plantilla del filtro adaptado o el detector por energía de Shannon. Concretando, si previamente aplicamos un control de ganancia derivado del filtrado de Wiener, se obtendrán mejores resultados con el detector de energía de Shannon, sin embargo, con el resto de modelos de limpieza de ruido se deberá aplicar el filtro adaptado.

Cabe destacar que la combinación de utilizar un control de ganancia derivado del filtrado de Wiener y un sistema de detección por energía de Shannon es sin ninguna duda la mejor opción, ya que no solo reduce el EER con respecto al resto de modelos, además con este sistema se logra reducir el porcentaje de falsa aceptación a unos niveles muy inferiores a los obtenidos con el resto de sistemas.

5.3 Validación de resultados

En último lugar se va a comprobar que el sistema formado por el filtro de ganancia derivado del filtrado de Wiener y el detector por energía de Shannon funciona de forma correcta con un grupo de 20 señales sintéticas diezmadas y derivadas (Ver *Figura 23*). Estas señales cuentan con ocho *gaps* y tienen características muy similares a las señales utilizadas a lo largo de este capítulo para la realización de todas las pruebas. El objetivo de esta última prueba es confirmar que el sistema considerado como óptimo es eficiente para otras señales de densidad. Para ello se verán los resultados de SNR y curvas DET (*Figura 24*) obtenidos con el sistema mencionado.

La SNR de interés en este experimento es la correspondiente a un filtrado con una ventana de tamaño $W=30$, que es la que se va a utilizar al considerarse la ventana óptima del sistema.

El valor medio SNR para las 20 señales de prueba es de 28.39 dB, un poco por encima de los 28.1dB obtenidos en el proceso de *test*. Observando la *Figura 23* se puede llegar a la conclusión de que esta mejora de la relación señal-ruido se debe a que, al menos a simple vista, todos los picos son reconocibles, lo que hará que el modelo de limpieza de la señal también sea capaz de eliminar ruido sin reducir el nivel de los eventos por debajo del de

ruido, en otras palabras, no existe el pequeño pico que mayores problemas daba en las señales reales utilizadas hasta ahora.

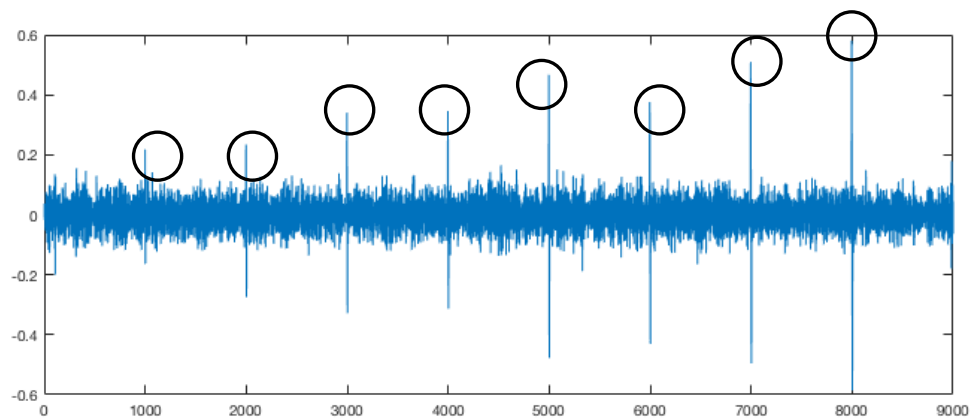


Figura 23 Ejemplo de señal sintética diezmada y derivada con los eventos a detectar indicados con circunferencias

Para finalizar, se va a calcular las curvas DET tanto para la señal aplicando únicamente el filtro, como después de mejorar el sistema de detección mediante el uso de la energía de Shannon.

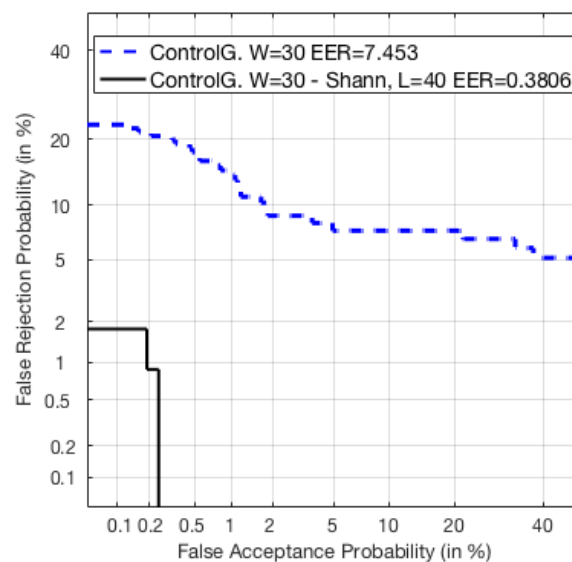


Figura 24 Curvas DET obtenidas antes y después de aplicar el detector por energía de Shannon en el mejor escenario posible, aplicando un modelo de reducción de ruido con un filtro de control de ganancia derivado de filtrado de Wiener

Los resultados obtenidos en esta simulación son muy similares a los conseguidos con las 14 señales de densidad adquiridas por el sensor industrial. La EER antes de aplicar a la señal la energía de Shannon está una unidad por encima del resultado obtenido en el proceso de test, sin embargo, tras la aplicación de todo el sistema se consiguen unos resultados incluso mejores disminuyendo la EER de 0.78 a 0.38. Esta mejora seguramente se deba a la misma

razón por la que la SNR disminuía. Teniendo todo esto en cuenta se puede deducir que contamos con un sistema robusto que es generalizable a otros conjuntos de señales.

6 Conclusiones y trabajo futuro

6.1 Conclusiones

Los resultados obtenidos en las pruebas llevadas a cabo muestran que se ha implementado un sistema capaz de detectar, con un bajo porcentaje de error, un conjunto de irregularidades en piezas industriales a partir del tratamiento de las señales que representan sus características.

El sistema con el que se ha logrado detectar de forma óptima los eventos que representa la señal es el integrado por un pre-procesado en el que se diezma y deriva la señal, una reducción del ruido de la señal mediante un control de ganancia derivado de un filtro de Wiener y un detector por energía de Shannon.

El principal problema de estas señales era su alto nivel de ruido, problema que se ha querido solucionar con modelos genéricos de reducción de ruido utilizados en sistemas de voz, obteniendo los mejores resultados en este proceso con la aproximación al filtro de Wiener mediante un filtro adaptativo. La superioridad de este método se refleja en los mayores valores de SNR. Por su parte, los dos métodos de sustracción espectral no reducen de forma destacable el nivel de ruido, y el control de ganancia derivado de Wiener logra unos resultados intermedios.

Al aplicar la detección sobre las señales resultantes del bloque de reducción de ruido se concluye que, efectivamente, si se parte de una señal a la que se le ha aplicado un modelo de sustracción espectral, los resultados no son óptimos para ninguno de los dos detectores. El filtro adaptativo de Wiener es la mejor opción si se quiere utilizar un detector por filtro adaptado, pero se ha averiguado que este filtro confunde las pequeñas irregularidades con ruido, eliminándolas de la señal. Por otro lado, el filtro de control de ganancia, varía las características de algunos de los eventos, lo que hace que no se detecten correctamente con el filtro adaptado propuesto, pero conserva la mayoría de los picos, y combinando este algoritmo con el detector por energía de Shannon se logra un EER de tan solo 0.38%.

Vistos estos resultados se concluye que de cara a la detección de eventos, no siempre se logran los mejores resultados al eliminar el mayor nivel de ruido, el mejor modelo de reducción de ruido es aquel que sea capaz de diferenciar de forma eficaz el ruido de la señal y conservar las características de la segunda.

6.2 Trabajo futuro

Como posibles mejoras y nuevos caminos de investigación se propone:

- Realizar pruebas más exhaustivas visualizando las curvas DET obtenidas a lo largo del proceso de detección variando los parámetros de los distintos bloques del esquema seguido.
- Utilizar redes neuronales profundas para la reducción de ruido y comparar los resultados con los obtenidos en este trabajo.
- Estudiar los resultados de aplicar los modelos de reducción de ruido presentados en el resto de señales de la base de datos.

- Mejorar el sistema de detección utilizando sistemas más complejos.
- Aumentar la base de datos para comprobar el correcto funcionamiento del sistema implementado.

Referencias

- [1] Benesty, J.S. "Springer handbook of speech processing." Springer Science & Business Media, 2007
- [2] Boll, S. "Supression of Acoustic Noise in Speech Using Spectral Substraction". IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing 27 (2), abril 1979, pp. 521-534
- [3] M. Berouti, R.Schwartz, & J. Makhoul. "Enhancement of Speech Corrupted by Acoustic Noise". Proc. IEEE, Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP-79, diciembre 1979, pp. 208-211
- [4] Abd El-Fattah, M. A., Dessouky, M. I., Diab, S. M., & Abd El-Samie, F. E. S. "Speech enhancement using an adaptive wiener filtering approach." Progress In Electromagnetics Research M, 4, 2002, pp. 167-184
- [5] Pascal Scalart, Jozue Vieira Filho. "Speech based on a priori to noise estimation" IEEE Intl.Conf. Acoust. Speech, Signal Processing, Vol 2, mayo 1996, pp. 629-632
- [6] Manikandan, M. S., & Soman, K. P. "A novel method for detecting R-peaks in electrocardiogram (ECG) signal." Biomedical Signal Processing and Control, Vol.7(2), 2012, pp. 118- 128
- [7] García Cantalapiedra, A. "Análisis y procesado de señales multicanal procedentes de sensores industriales". Trabajo Fin de Master, Universidad Autónoma de Madrid, febrero 2017
- [8] Gonzalez-Rodriguez, J. "Evaluating Automatic Speaker Recognition systems: An overview of the NIST Speaker Recognition Evaluations (1996-2014)" Loquens, 1(1)

Glosario

SNR	Signal to Noise Ratio
MSE	Mean-Square Error
DET	<i>Detection Error Trade-off</i>
EER	Equal Error Rate